الجمهورية العربية السورية
جامعة البعث
كلية الهندسة المدنية
قسم الهندسة الإنشائية

تحديد مقاومة البيتون على الضغط
اعتماداً على الشبكات العصبونية الصنعية

Determining of Compressive Strength of Concrete
Based on Artificial Neural Networks

أطروحة أعدت لنيل درجة الماجستير في الهندسة الإنشائية

إعداد المهندسة : دارين شعبان السلامة

إشراف

الدكتور المهندس
إحسان الطرشة
أستاذ
قسم الهندسة الإنشائية

الدكتور المهندس
حمزة علي
أستاذ مساعد
قسم هندسة الإدارة والإنشاء

1431هـ - 2010 م

ملخص البحث

تعتبر مقاومة البيتون على الضغط من أهم المعايير التي تحدد صلاحية استخدام الخلطة البيتونية في المشاريع الهندسية على اختلاف وظائفها . وبما أن عدد العوامل المؤثرة على مقاومة البيتون على الضغط كثيرة ولاتوجد علاقة واضحة بينها إضافة إلى أن بعضها غامض ولا يمكن قياس تأثيره ، لذا كان من المرغوب إيجاد طريقة للتنبؤ بمقاومة العينات البيتونية على الضغط قبل الصب وبدقة مقبولة حتى في حال نقص بعض المعلومات عن موقع العمل مثل طريقة الصب والشروط المحيطة .

تقدم هذه الدراسة خطوة أولى للاستفادة من تقنية الشبكات العصبونية الصنعية التي أثبتت فعاليتها في كثير من التطبيقات الطبية والهندسية والإدارية ، والتي اخترنا منها الشبكات العصبونية الصنعية ذات التغذية الأمامية والتي تعتمد التراجع التدريجي للخطأ بالإعتماد على كمية ونوعية المواد الداخلة في تركيب الخلطة البيتونية ، وذلك بتدريب الشبكة على عينات لتجارب مخبرية منفذة بالفعل ، وقد تم الحصول على نتائج بينت فعالية الشبكات العصبونية الصنعية في تقدير مقاومة البيتون على الضغط بالاعتماد على نسب مكونات الخلطة حيث بلغت قيمة متوسط الخطأ النسبي للعينات المختبرة 2.928% ، مما أكّد ميزة الشبكات العصبونية الصنعية في قدرتها على التعلم حتى في حال نقص معلومات عن بعض العوامل المؤثرة .

ABSTRACT

Compressive strength of concrete is the criterion that determines the validity of using concrete mix in engineering projects. Compressive strength of concrete depends on a lot of factors which don't have clear relationship , in addition that some of them are unclear and couldn't be measured. Therefore, finding method to estimate compressive strength of concrete specimen before the placement with acceptable accuracy is desirable, even if there is lack of some information like manner of placement or boundary conditions. This study presents first step to benefit of artificial neural network techniques which prove it's effective in a lot of applications in medical , engineering , financial . . .etc. We choose feed forward networks using back-propagation depending on weights and kinds of materials in the mix, and training the network with data of real experiments, and then test it. The results demonstrates that neural networks are effective in estimating the compressive strength of concrete based on the mix properties , and in learning even there is lack of some influenced factors.

جدول المحتويات
TABLE of CONTENT

فهرس الأشكال
LIST of FIGURES

فهرس الأشكال

LIST of FIGURES

فهرس الأشكال

LIST of FIGURES

فهرس الأشكال
LIST of FIGURES

فهرس الجداول
LIST of TABLES

فهرس الجداول
LIST of TABLES

فهرس الجداول

LIST of TABLES

فهرس الجداول

LIST of TABLES

فهرس الجداول

LIST of TABLES

قائمة بالمختصرات العلمية

ANN: Artificial Neural Networks	الشبكات العصبونية الصنعية
MAE : Mean Absolute Error	الخطأ المتوسط المطلق
MSE : Mean Squared Error	متوسط مربعات الأخطاء
RBF: Radial Basis Function	التابع الشعاعي الأساسي
RMSE: Root Mean Squared Error	جذور متوسطات مربعات الأخطاء
RNs : Recurrent Neural Networks	الشبكات التراجعية
SNNs : Spiking Neural Networks	الشبكات العصبونية الشوكية

الفصل الأول

المقدمة Introduction

يعتبر البيتون مادة الإنشاء الرئيسية لمعظم المباني والمشاريع الهندسية رغم دخول المعدن إلى البناء . ويتألف البيتـــون من عدة مكـــونات هي الاسمنت ، الماء ، الحصويات الناعمة والحصويات الخشنة . ويتم اعتماد مقاومة البيتون على الضغط كمعيار لنجاح تصميم الخلطة البيتونية أو فشلها .

باعتبار أن مقاومة البيتون على الضغط عشرة أضعاف مقاومته على الشـــد [3] ، لذا فإن الهدف من استخدام البيتون في المشاريع هو الاستفادة من خاصية مقاومته المميزة على الضغط والتي يتم تحديدها تجريبياً وفق الكود العربي السوري باختبار عينات اسطوانية من الخلطة البيتونية بقطر *150 mm* وارتفاع *300mm* بعد ثمانية وعشرين يوماً من صب العينات . وتأتي أهمية وجود طريقة تساعد في تحديد مقاومة البيتون على الضغط بدقة مقبولة استناداً إلى كثرة العوامل التي تؤثر على مقاومة البيتون على الضغط مثل كمية ونوعية المواد الداخلة في تركيب البيتون وطريقة الخلط والصب بالإضافة إلى الشروط المحيطة حتى في حال وجود نقص في المعلومات المتوفرة عن هذه العوامل المؤثرة ، اخترنا في هذه الدراسة طريقة اختبار امكانية الاستفادة من الشبكات العصبونية الصنعية والتي هي أحد فروع الذكاء الصنعي في هذا المجال.

1-1 أهمية البحث : *Research Importance*

إن تعدد وكثرة العوامل المؤثرة على مقاومة الخلطة البيتونية على الضغط بالاضافة لعدم إمكانية تحديد بعض هذه العوامل بدقة حيث بعضها رقمي ككمية المواد الداخلة في تركيب الخلطة البيتونية وبعضها رمزي كنوعية المواد الداخلة في تركيب هذه الخلطة البيتونية بالإضافة إلى عدم وجود نماذج رياضية سهلة التطبيق تستطيع أن تشمل تأثير كل هذه العوامل دفعة واحدة، كما أن التحقق من مقاومة الخلطة البيتونية على الضغط لن يتم إلاّ عن طريق كسر عينات اسطوانية بالمخبر وبعد ثمانية وعشرين يوماً من صب العينات والتي تعتبر فترة طويلة نسبياً للبدء بالتحسينات في حال كانت نتائج اختبار هذه العينات البيتونية غير مرضية . لذا يعتبر هذا البحث محاولة لإيجاد نموذج يحدّد مقاومـــة البيتـــون على الضغـــط بدقـــة مقبـــولة بحيث يمكن اعتماده في المشاريع الهندسية .

2-1 أهداف البحث *The Objectives Of The Research*

يمكن إيجاز أهداف البحث بما يلي:

1. تحديد العوامل المؤثرة على مقاومة البيتون على الضغط التي سنعتمدها في هذه الدراسة.
2. بناء شبكة عصبونية صنعية لتقدير مقاومة البيتون على الضغط عن طريق تدريبها واختبارها باستخدام عدد كاف من تجارب الخلطات البيتونية بحيث تكون هذه الشبكة بعد تجريبها و اختبار صلاحيتها دليلاً يمكّن مصمم الخلطة البيتونية من الاعتماد عليها للتنبؤ بمقاومة البيتون على الضغط.

1 – 3 فرضيات البحث *Research Assumptions*

في هذه الدراسة تم الاعتماد على نوعين من عينات الخلطات البيتونية.

- خلطات بيتونية مصممة ومختبرة تم الحصول عليها من مجلة البيتون والبيتون المسلح " الروسية " .
- خلطات بيتونية منفذة بالفعل ، مصممة ومختبرة من قبل السادة الباحثين في كليتي الهندسة المدنية في كل من جامعتي دمشق والبعث.
- تم استخدام برنامج *BrainMaker* لتدريب واختبار الشبكة العصبونية الصنعية حتى الوصول إلى شبكة عصبونية صنعية مُثلى.
- تم بناء وتطوير شبكتين عصبونيتين صنعيتين مستقلتين لكل نوع من أنواع الخلطات البيتونية .

1– 4 محتويات الرسالة : *The Contents*

تم تقسيم هذا البحث إلى ستة فصول على النحو التالي:

الفصل الأول: المقدمة *Introduction*

يعد هذا الفصل مقدمة عامة للبحث مع مبرراته والهدف منه، كما يستعرض محتويات الدراسة بشكل موجز .

الفصل الثاني: الأبحاث السابقة *Literature Preview*

يستعرض هذا الفصل مجموعة من الأبحاث التي استخدمت الشبكات العصبونية الصنعية لحل مسائل متنوعة في الهندسة المدنية بمختلف مجالاتها وأقسامها .

<u>الفصل الثالث: الخلطة البيتونية *Concrete Mix*</u>

يبيّن هذا الفصل ميزات البيتون التي مكنت من جعله مادة البناء الأساسية مع توضيح المقصود بالمقاومة المميزة للخلطات البيتونية على الضغط ، كما يستعرض العوامل المؤثرة على تحديد مقاومة البيتون على الضغط على اعتبارها أهم خواص البيتون ، كما يعرض أشكال بيانية تبين العلاقة بين كل من هذه العوامل والمقاومة المميزة على الضغط للخلطات البيتونية المأخوذة في الدراسة.

<u>الفصل الرابع: تقنية الشبكات العصبونية الصنعية</u>

<u>Artificial Neural Networks Technique</u>

يشرح هذا الفصل تقنية الشبكات العصبونية الصنعية بشكل عام ويبين هيكليتها ومكوناتها وأنواعها الرئيسية . كما يستعرض المراحل المختلفة لبناء وتطوير الشبكة العصبونية الصنعية ابتداءً من مرحلة التدريب مروراً بمرحلة الاختبار وانتهاءً بالحصول على شبكة عصبونية صنعية مثلى مطورّة يمكن وضعها قيد الاستثمار .

<u>الفصل الخامس: بناء الشبكة العصبونية الصنعية المثلى</u>

<u>Building Model Artificial Neural Networks</u>

يقدّم هذا الفصل الدراسة العملية للبحث ، حيث تمت الدراسة على نوعين من البيانات وبناءً عليه تم بناء شبكتين عصبونيتين لتحديد مقاومة البيتون على الضغط . تم استخدام عدد من العوامل المؤثرة على مقاومة البيتون على الضغط عند بناء كل شبكة عصبونية صنعية وتدريب واختبار كل من هاتين الشبكتين على نوع مختلف من بيانات الخلطات البيتونية وتم اتباع نفس المنهجية في التدريب وهي منهجية المحاولة والخطأ عن طريق تجريب عدد كبير من الحالات التصميمية لهيكلية الشبكة حتى الوصول إلى الشبكة الأمثلية التي تعطي أصغر متوسط للخطأ التربيعي ، ثم

مناقشة النتائج عن طريق المقارنة بين القيم العددية لمقاومة البيتون على الضغط الناتجة عن اختبار الشبكة مع نظيراتها الناتجة عن الاختبار الحقيقي عن طريق كسر عينات الخلطات البيتونية بالمخبر ،إضافة لدراسة المخططات البيانية.

<u>الفصل السادس: النتائج والتوصيات</u>

<u>Results and Recommendations</u>

يتضمن هذا الفصل عرض نتائج البحث حيث تم باستخدام الشبكات العصبونية الصنعية حل أحد المسائل الهندسية وهي مسألة التنبؤ بمقاومة البيتون على الضغط عن طريق تدريبها بواسطة عينات تجارب مخبرية تم إجراؤها سابقاً عن طريق المحاولة والخطأ ، ومن ثم اختبارها للتأكد من مدى فعاليتها وحصلنا على نتيجة إيجابية ومنطقية.

كما يقدم هذا الفصل بعض التوصيات للأبحاث المستقبلية في هذا المجال .

<u>الملاحق : *Appendix*</u>

يحوي هذا الفصل الملاحق التالية :

1- جدول بيانات الخلطات البيتونية المستخدمة في عملية تدريب نموذج الشبكات العصبونية الصنعية الأولى.

2- جدول بيانات الخلطات البيتونية المستخدمة في عملية اختبار نموذج الشبكات العصبونية الأولى.

3- جدول بيانات الخلطات البيتونية المستخدمة في عملية تدريب نموذج الشبكات العصبونية الصنعية الثانية.

4- جدول بيانات الخلطات البيتونية المستخدمة في عملية اختبار نموذج الشبكات العصبونية الثانية.

<u>المراجع : ***References***</u>

الفصل الثاني

الأبحاث السابقة ***Literature Preview***

استخدمت الشبكات العصبونية الصنعية في حل العديد من المسائل التي يصعب حلها باستخدام الطرق التقليدية وذلك في الكثير من المجالات الطبية ، العسكرية ، الحيوية ، البيئية ، مجالات الهندسة المدنية كافة.
سنورد في هذا الفصل مجموعة من الأبحاث والدراسات التي استخدمت الشبكات العصبونية الصنعية في حل مسائل هندسية بشكل عام وما يخص الهندسة المدنية بشكل خاص :

- حاول الباحثون السادة : د.م حسان الحاج إبراهيم، نادرة الحسامي، د.م أحمد صفوت نافعي ، بالتنبؤ بمعدل انتقال الحرارة وعامل الاتساخ وذلك في المبادل الحراري غلاف – أنبوب باستخدام الشبكات العصبونية الصنعية ، وتبيّن أن النموذج المقترح وفق (ANN) يمكن استخدامه بنجاح [6] .

- أثبت الباحثون (Flood,I. , Kartam,N.) قدرة الشبكة العصبونية الصنعية على تحديد احتمالية انهيار الجائز البيتوني الإنشائي تحت تأثير حمل معين، حيث طورّت شبكة عصبونية صنعية ، أمامية التغذية ، مكونة من طبقة دخل تحوي وحدتي معالجة / عصبونين / أي إمكانية دراسة تأثير حملين معاً ، وطبقة خرج تحوي عصبون واحد وهو عزم الانحناء بعد أن تم تحويله إلى قيمة ثنائية أي " 0 " إذا كان العزم أقل من العزم الأعظمي الذي يمكن أن يتحمله المبنى مما يعني أن الحمولة مقبولة ولن تؤدي إلى إنهيار المبنى ، " 1 " إذا كان العزم أكبر من عزم الإنعطاف الأعظمي أي أن الحمولة غير مقبولة وستؤدي إلى انهيار المبنى ، وتم استخدام طبقة خفية واحدة مكونة من ثلاثة عصبونات ، مع الاستعانة بتابع *sigmoid* في التدريب وقد أعطت الشبكة عند استثمارها نتائج صحيحة و بناءً عليه ثم اقتراح تطبيقها على عناصر إنشائية أكثر تعقيداً [14].

- الباحثون Mansour.M.Y, Dicleli.M, Lee.J.Y, Zhang.h

اقترحوا شبكة عصبونية صنعية للتنبؤ بمقاومة جوائز البيتون المسلح على القص مؤلفة من طبقة دخل تحوي تسعة عصبونات بعدد العوامل المؤثرة المأخوذة وطبقة خرج تحوي عصبون واحد يُمثل مقاومة جوائز البيتون المسح على القص وطبقة خفية واحدة تحوي ثلاثة عصبونات، استخدموا تابع الــ *Sigmoid* في الدراسة ، تمت الدراسة بالاعتماد على بيانات 176 جائز وأعطت الشبكة المدربة والمختبرة نتائج جيدة [21].

- تم التحقق من قبل الباحثين .Kaltakci,M. Y., Dere,Y من المقاومة الحدية لصفائح البيتون المسلح خفيف الوزن باستخدام الشبكات العصبونية حيث تم فيها دراسة سلوك الإنهيار لهذه الصفائح ، باستخدام شبكة عصبونية صنعية مؤلفة من طبقة دخل تحوي سبعة عصبونات ، طبقة خرج تحوي عصبون واحد الذي يمثل حمولة الانهيار ، وطبقة خفية واحدة تحوي ستة عصبونات وكان الخطأ الأصغري لهذه الشبكة [20] 0.03% .

- في عام " 2006 " تــم تطوير شبكة عصبونية صنعية من قبــل , .Yongchang, Pu .Mesbahi, E لتقدير المقاومة الحدية للجوائز المعدنية باستخدام الشــبكات العصـــبونية الصنعية مؤلفة من طبقة دخل تحوي خمسة عصبونات ، وطبقة خفية واحـــدة ، طبقـــة خرج تحوي عصبون واحد ، وقد أثبتت فعاليتها وأعطت نتائج أكثر دقة من تلك الشبكة التي استخدموا فيها ثلاثة عصبونات فقط في طبقة الدخل [23].

- في عام 1996 تم تطوير شبكة عصبونية من قبل :

(Dozzi, s.p. , Abou Risk, s.m. , and hesse, T.) وذلك لتقدير إنتاجية العمال في عمليات تشييد جدران البلوك الاسمنتي ، ودربت الشبكة على عينات حقيقية .

فكانت الشبكة المثلى مؤلفة من ثلاث طبقات ، طبقة دخل تحوي أحد عشر عصبون ، تعبر عن عدد العوامل المؤثرة على الانتاجية ، وطبقة خفية مؤلفة من ثلاثين عصبون، وطبقة خرج تحوي عصبون واحد ، وكان تابع الــ *Sigmoid* تابع التفعيل المستخدم ، أعطت الشبكة الناتجة خطأ بمقدار 15% [8] .

- أثبت الباحثون (Ortiz, J. ,Ferregut ,Cand Osegueda, R.A. 1979) قدرة الشبكات العصبونية على تحديد حجم الأذى اللاحق في الجوائز البيتونية الإنشائية وموقعه بدقة عالية ، حيث طورت شبكة مكونة من ثلاث طبقات عبر تطبيق نظرية الانتشار الخلفي وبالاستعانة بمعلومات سابقة ، أخذت طبقة الدخل تأثير ستة عوامل على المشكلة مع طبقة خفية واحدة مكونة من خمسة عشرة عصبون ، أما طبقة الخرج حوت أحد عشر عصبون . أعطت الشبكة المقترحة عند استثمارها نتائج مرضية جداً ولهذا تم اقتراح تطبيق النموذج على عناصر انشائية أكثر تعقيداً [8] .

- طور الباحثان (Gunaydin,h.m , Dogan,s.z , 2004) شـــبكة عصبونية صنعية ، أمامية التغذية ، تعتمد التدريج التراجعي للخطأ ، للتقدير المبكر لكلفة المتر المربع للأبنية الإنشائية ، باستخدام برنامج *Neuro Soluation* وبأخذ بيانات ثلاثين مشروعاً استخدم "24" مشروعاً منها للتدريب ، و "6" مشاريع للاختبار . وكانت الشبكة العصبونية الصنعية المثلى مؤلفة من طبقة دخل تحوي ثمانية عصبونات ، طبقة خرج تحوي عصبون واحد ، وطبقة خفية واحدة بأربعة عصبـــونات . أعطت هذه الشبكة أصغر متوسط لمربع الخطأ مقداره 38% وكانت النتائج مرضية تماماً .[17]

كما كان للشبكات العصبونية الصنعية تطبيقات واسعة وكثيرة في مجال إدارة المـــوارد المائية عند معرفة المتغيرات الهامة وعدم معرفة علاقتـــها الدقيقـــة [3] ، نذكر منها :

- إن توقع استهلاك الماء لجماعة من السكان ليس مهمة سهلة بسبب تأثير عدة عوامل، بحث العالم Aafjes etat.(1997) توقعاً قصير الأمد لاستهلاك جماعة للماء بواسطة ANN بواسطة نظام خبير تقليدي ، وبواسطة نظام هجين من ANN ونظام خبير . وقد استخدمت بيانات استهلاك المياه لسنتين من أجل الدراسة .

- التحكم بعملية معالجة الماء هي عملية لاخطية إلى حد كبير وقد استخدمت ANN من أجل التحكم بعمليات التخثر – التندف – الترسب وأيضاً من أجل اكتشاف الجرعة

الكيميائية المثالية على أساس بارامترات جودة المياه الواردة وذلك من قبل (Zhang & Staney ,1999) .

- تم بحث توقع كل من منسوب الماء والتدفق النهري في حالة محددة لنهر النيل في مصر (Atiya et at . 1999) يمكن لتقدير التدفق النهري تأثير اقتصادي هام بشكل رئيسي بخصوص إدارة المياه الزراعية والحماية من نقص المياه ، ومن ضرر الفيضان المحتمل .

- درس العالم (Loke et at. 1997) تطبيق ANN من أجل توقع الجريان السطحي باستخدام بيانات مصب (منطقة تجميع) بسيطة . تتألف بيانات الدخل لـــANN من خصائص المصب التقليدي مثل حجم المصب أو النسبة المئوية للمنطقة غير المنفذة للماء ، والتي يمكن أن تشتق بسهولة من الخرائط الطبوغرافية الطبيعية بقياسات مأخوذة من مقياسي مطر في كوبنهاغن ، تم تحديد القياس المأخوذ من مقياس مطر ثالث . وقورنت النتائج بطريقة تعويض بسيطة ، ووضحت النتيجة المقنعة المكتسبة قدرة ANN على التعامل مع هذا النوع من المسائل .

- استخدم العالم (Sinak et at. 1995) شبكة التابع الشعاعي الأساسي (RBF) وشبكات الارتباط التعاقبي (cc) من أجل التنبؤ بتدفق المجرور على أساس بيانات هطول المطر التاريخية .

تم قياس البيانات لتدفقات المجرور بشكل مستمر من قبل حساسات منسوب فوق صوتية في ثلاثة نقـــاط من مقطع عرضي في نظام المجرور . وتم أخذ قياس بيانات هطول المطر من مقباس المطر الموجود في مركز المدينة . الشبكة العصبونية (cc) هي نوع خاص من ANN ذات الانتشار الخلفي للخطأ ، التي كان أداؤها في توقع تدفق المجرور أفضل من أداء شبكة (RBF) . تكمن ميزة الشبكة العصبونية (cc) في أنها تحقق أمثلة الطبولوجية بنفسها .

الخلطة البيتونية ***Concrete Mix***

3 – 1 ميزات البيتون ***Concrete Properties***

يتمتع البيتون بميزات عديدة جعلت منه مادة بناء أساسية منها:

- المقاومة الجيدة لإجهادات الضغط ، وفعالية جيدة لمقاومة الشد بوجود فولاذ التســـليح .
- مقاومة العوامل الجوية من تغيرات حرارية ورطوبة.
- غير قابل للاحتراق ومقاوم لدرجات الحرارة العالية.
- سهولة التشكيل بالقوالب والمرونة المعمارية في تشكيل السطوح والفراغات.
- اقتصادي وقليل الكلفة مقارنة بالمواد الأخرى ، لتوفر مكوناته في أي بلد ولا يحتاج إلى صيانة.
- قوة ارتباط عناصر المنشأة وعملها كوحدة متكاملة [4].

3 – 2 مقاومة البيتون على الضغط

Compressive Strength of Concrete

من أهم خواص البيتون مقاومته على الضغط كونها تساوي تقريباً عشرة أضعاف مقاومته على الشد ، ويتم تحديدها وفق الكود العربي السوري بإجراء اختبارات على عينات اسطوانية بقطر *150mm* وارتفاع *300mm* بعد ثمانية وعشرين يوماً من صب العينات وتعتمد مقاومة البيتون على الضغط على عوامل كمية ونوعية كثيرة.

3 – 3 مكونات الخلطة البيتونية ***Concrete Mix Contents***

1- الاسمنت: ***The Cement***

وهو المادة الرابطة بين الحصويات الداخلة في تركيب البيتون وتتشكل هذه المادة بتفاعل الإسمنت مع الماء وهي مادة لدنة قابلة للتماسك ثم التصلب بمرور الزمن ، وللإسمنت عدة أنواع :

- الاسمنت البورتلاندي العادي:

ويستعمل في معظم أعمال البيتون حيث لا يتطلب شروط تنفيذ خاصة كسرعة التماسك العالية، أو سرعة تصلد عالية، أو مقاومة للمحاليل الكبريتية .

- الاسمنت البورتلاندي سريع التصلد:

ظهر الاسمنت البورتلاندي سريع التصلد نتيجة للجهود التي بذلت للتخفيض من فترة تصلد البيتون ، للحصول على مقاومة مبكرة لتلائم بعض متطلبات الإنشاء في المياه ، ويشابه بتركيبه الاسمنت البورتلاندي العادي، مع زيادة نسبة المواد الكلسية ونعومة الذرات.

إن فترة تماسك هذا النوع من الاسمنت لا تختلف عن فترة التماسك للاسمنت البورتلاندي العادي ، إلا أن قصر فترة التصلد يسرع في الحصول على مقاومة البيتون. ويستخدم الاسمنت البورتلاندي سريع التصلد في الأعمال التي تتطلب الحصول على مقاومة مرتفعة للبيتون خلال فترة وجيزة . كما يستخدم في درجات الحرارة المنخفضة (لا تقل عن الصفر) نظراً لانتشار كمية كبيرة من الحرارة ، ناتجة عن تفاعل الاسمنت مع الماء خلال فترة التماسك . ولذلك يجب عدم استعماله في أعمال البيتون الكتلية ذات الحجوم الكبيرة ، وتجنب استعمال خلطات غنية بالاسمنت من هذا النوع ، لأن سرعة التقلص في حجم الاسمنت أثناء التفاعل تؤدي إلى تشقق البيتون.

- الاسمنت البورتلاندي عالي المقاومة:

وهو يشابه بتركيبه الاسمنت سريع التصلد . ويتميز عنه بسرعة التماسك، وسرعة عالية جداً للتصلد ، ولذلك فهو ينشر كمية كبيرة من الحرارة خلال فترة التماسك مع تزايد سرعة تقلص البيتون ، وظهور الشقوق واتساعها ، مما يزيد في احتمال تآكل فولاذ التسليح بتعرضه للعوامل الجوية بسبب التشققات . لذلك من الضروري العناية عند استخدام هذا النوع من الاسمنت بطبقة الوقاية التي تغطي فولاذ التسليح ، مع سرعة إنهاء عمليات الصب قبل بداية فترة التماسك ، وبما لا يزيد على 20 دقيقة ابتداء من لحظة إضافة الماء.

- الاسمنت البورتلاندي من ناتج أفران الصلب:

يستعمل في صناعته خبث أفران الصلب بدلاً عن الأحجار الكلسية، ويمزج خبث الأفران مع الغضار ونسبة محددة من الكلينكر العادي . وهذا النوع من الاسمنت بطيء التصلد ، إلا أن مقاومته النهائية أعلى بقليل من الاسمنت البورتلاندي العادي وعند استعمال هذا النوع من الاسمنت يجب اتخاذ احتياطات بعدم فك القوالب قبل اكتساب البيتون المقاومة الكافية .

- الاسمنت البورتلاندي المنخفض الحرارة:

ويشابه تركيبه الاسمنت البورتلاندي العادي ، مع تعديل في نسب المواد الداخلة في التركيب لتأخير عمليتي التماسك والتصلد عن تفاعله مع الماء ، وبهذا ينخفض معدل انتشار الحرارة الناتجة عن التفاعل . ويستخدم هذا النوع من الإسمنت في الكتل البيتونية الضخمة ، كالسدود الثقيلة ، والجدران الاستنادية . ونظراً لبطء عملية التفاعل مع الماء ، فهو ضعيف المقاومة نسبياً بالمقارنة مع الاســمنت العادي ، ويتم التعويض عن انخفاض المقاومة جزئياً بزيادة نعومة ذرات الاسمنت.

- الاسمنت البورتلاندي المقاوم للكبريتات:

يناسب الاستعمال في أعمال البيتون في مناطق المياه الجوفية السطحية الحاوية على المركبات الكبريتية . وله مقاومة عالية للكبريتات إضافة لخواص الاسمنت البورتلاندي العادي ، وهو مشابه له بالتركيب مع تديل بنسب المواد الداخلة في تركيبه للحصول على ميزة المقاومة الكيميائية للمركبات الكبريتية.

- الاسمنت عالي الألومين:

يختلف الاسمنت الألوميني في تركيبه وخواصه عن الاسمنت البورتلاندي العادي. ويتميز بسرعة التصلد وبطء التماسك ، وهو مقاوم للكبريتات وينشر كمية كبيرة من الحرارة أثناء فترة التماسك والتصلد .
ويصلح هذا النوع من الاسمنت في أعمال البيتون في درجات الحــرارة المنخفضة ، شرط المحافظة على رطوبة دائمة لا تقل عن 24 ساعة بدءاً من بداية التصــلد ويجب عدم استعماله في الكتل الإنشائية الضخمة، أو الخلطات الغنية بالاسمنت ، تلافياً للأخطار الناجمة

عن ارتفاع كمية الحرارة المنطلقة من البيتون. كما يمنع مزج الاسمنت الألوميني مع الاسمنت البورتلاندي حيث يتم التفاعل بين مركبات كلا النوعين.

- الاسمنت المشبع بالسلفات:

يصنع من معالجة خبث الأفران مع الكلينكر العادي ، ويتميز بمقاومته للكبريتات والمواد الكيميائية الضارة بالاسمنت البورتلاندي العادي ، وبانخفاض الحرارة الناتجة عن تفاعل الاسمنت والماء ، ويناسب استعماله في الأعمال البحرية وقساطل الأسيقة والكتل الكبيرة.

كما يوجد هناك أنواع خاصة من الاسمنت:

- الاسمنت البورتلاندي الأبيض : ويستعمل في أعمال البلاط والدهانات.
- الاسمنت البورتلاندي الملون: ويستعمل في أعمال البلاط وأحجار الزينة.
- الاسمنت الطبيعي : ويستعمل في أعمال البيتون البسيطة والبناء والحجر الاصطناعي.
- اسمنت البناء : ويستعمل في أشغال البناء.
- اسمنت الخبث والكلس : ويستعمل في أعمال الهندسة الزراعية.

2- **المواد الحصوية:** ***Aggregates***

تشكّل المواد الحصوية الناعمة (الرمل) ، والمواد الحصوية الخشنة (البحص) الكتلة الرئيسية في البيتون ، وينحصر اختيار الحصويات ضمن الإمكانات المحلية المتوافرة ومصادرها والحصويات إما أن تكون طبيعية من مجاري الأنهار والسيول ، أو تنتج عن طحن الصخور والأحجار ويؤثر اختيار الحصويات في نوعية البيتون، ويجب أن يتوافر بالحصويات الخواص العامة التالية:

- لتحقيق مقاومة جيدة للبيتون، يجب ألا تقل مقاومة الحصويات عن مقاومة الاسمنت الرابط لهذه المواد . وبشكل عام فإن غالبية المواد الحصوية تزيد مقاومتها على مقاومة الاسمنت الرابط . ولذلك فإن تأثير مصدر الحصويات في مقاومة البيتون قليل نسبياً.
- حيث أن المواد الحصوية ستخلط مع الماء أثناء صنع البيتون ، فيجب أن تكون خالية من المواد القابلة للانحلال والتي تتأثر بالماء . وأن تكون خالية من المواد القابلة

للانتفاخ ومن الشوائب والغضار والطين والمــواد العضوية ، التي تؤثر على عملية تماسك وتصلد البيتون وتضعف مقاومته.

- تتأثر مقاومة البيتون بأبعاد الحصويات الداخلة في تركيبه . كما تتأثر بشكل الحصويات وتدرجها الحبي . ويجب أن تكون الحصويات أقرب ما يمكن للتكرر، وأن تتدرج قياسات الحصويات بحيث تشكل بعد خلطها أكبر كثافة ممكنة، وأقل حجم من الفراغات.

وتصنف الحصويات حسب قياسات حبيباتها إلى مجموعة زمر وهي عادة:

- زمرة الرمل ، وتقسم إلى صنفين:
  1. رمل ناعم: بقياس *0.15-2mm* .
  2. رمل خشن: بقياس *2-5mm* .

زمرة البحص ، وتقسم إلى ثلاثة أصناف:

1. بحص ناعم: بقياس *5-10mm* .
2. بحص وسط: بقياس *10-25mm* .
3. بحص خشن: بقياس *25-50mm* .

ويعبر معادل النعومة عن درجة خشونة الحصويات، وتكون الحصويات أكثر خشونة إذا كان معادل النعومة أكبر . ويعتمد معادل الرمل كمعيار لتقويم جودة الرمل في أعمال البيتــون . كما يعرف المكافئ الرملي بأنه نسبة الرمل المترسب إلى الحجم الكلي للعينة ويكون المكافئ الرملي للرمل النظيف جداً بدون أية شوائب مساوياً 100 ، إذ أن وجود الغضار في الرمل يؤخر عملية تماسك البيتون كما تتطلب ذرات البودرة الناعمة المزيد من الماء لترطيب السطح النوعي الكبير لهذه المواد على حساب الماء اللازم لتفاعل الاسمنت ، مما يؤدي إلى انخفاض مقاومة البيتون.

3- **الماء:** ***The Water***

تشترط معظم المواصفات أن يكون الماء المستعمل في صنع البيتون صالحاً للشرب . وهذا التحديد يعني أن يكون الماء نقياً وخالياً من الشوائب المعلقة والمواد العضوية والأملاح ، حيث أن لهذه المواد تأثيراً سيئاً في عمليتي التماسك والتصلد، وبالتالي نحصل على بيتون

منخفض المقاومة ، لهذا يجب عدم استعمال مياه الأنهار والبحيرات لاحتوائها على المواد العضوية وبقايا أوراق النباتات والأملاح المحلولة ويشترط الكود العربي السوري ألا تزيد نسبة الأملاح على :

1-الكلوريدات الذائبة : 0.5 g/L .

2-أملاح الكبريتات : 0.3 g/ L .

3-الأملاح الكلية : 2 g/ L .

ويمكن في الحالات الضرورية استعمال مياه البحر عند صعوبة توافر المياه العذبة ، رغم أن ماء البحر يؤخر عملية التصلد ويؤدي إلى تفتت سطح البيتون وصدأ حديد التسليح ، ولتلافي هذه الأخطار تستخدم أنواع الاسمنت عالي المقاومة على أن يغطى حديد التسليح بطبقة وقاية من البيتون ذات سماكة كافية.

4- **الإضافات**: ***Admixture***

وهي مواد تضاف للاسمنت أو البيتون إما للتحكم بفترة التماسك والتصلد، أو للحصول على بيتون لأغراض خاصة، منها تخفيض نفوذية البيتون، أو زيادة العازلية، أو تخفيف الوزن. وغالباً ما يتم إضافة هذه المواد أثناء عملية جبل البيتون.
وتقسم إضافات التحكم بفترة التماسك والتصلد إلى ثلاث فئات:

أولاً ـــ المسرعات:

يضاف كلوريد الكالسيوم للبيتون لتسريع عملية التفاعل بين الاسمنت والماء، وتخفيض فترة بداية التماسك للحصول على مقاومة مبكرة . ويسمح استخدامه بتنفيذ أعمال البيتون في درجات الحرارة المنخفضة . ويحب ألا تزيد نسبته على 2% من وزن الاسمنت ، وتنخفض فترة بداية التماسك من 3 ساعات إلى ساعة واحدة أما بنهاية فترة التماسك فتنخفض من 6 ساعات إلى ساعتين . كما يزيد استخدامه من درجة قابلية التشغيل إلا أنه يسبب زيادة التشققات بنسبة تزيد على 50% ويؤدي إلى انتشار كمية زائدة من الحرارة.

ثانياً ـــ المثبطات:

تستخدم عدة مواد تجارية لتأخير عملية التماسك، وتستعمل غالباً عندما يكون مكان صنع البيتون بعيداً عن مكان صب البيتون . يتشكل بإضافة هذه المواد مادة غروية من سليكات الالومنيوم تغلف ذرات الاسمنت ، وتؤخر عملية تميه الذرات وبالتالي تأخير عملية التفاعل عدة ساعات . كما تساعد هذه المواد على تحسين قابلية التشغيل إلا أنها ترفع من نسبة مسامية البيتون ، ويتطلب عند إضافتها تخفيض نسبة الماء اللازم بحدود 5% .

ثالثاً ــ الملدنات:

تضاف " البوزولانات" للاسمنت أو توضع بدلاً من نسبة منه لتحسين درجة قابلية التشغيل بأقل كمية من الماء . وتساعد على تخفيض كمية الحرارة المنتشرة عن تفاعل الاسمنت، وزيادة مقاومة البيتون للمركبات الكبريتية . وتستخدم غالباً في الأعمال الكتلية الكبيرة للاقتصاد في كمية الاسمنت ، وخفض انتشار الحرارة بشكل ملحوظ وينعكس استخدام هذه المواد في تأخير زمن الحصول على المقاومة النهائية كما تسبب تشقق البيتون.

☒ يتم قياس درجة قابلية التشغيل / قوام البيتون / عن طريق قياس هبوط البيتون باستخدام مخروط ابرامس وذلك بتصنيع قالب صغير بشكل جذع مخروط من البيتون الطــري ، حسب مواصفات قياسية لأبعاد المخروط وطريقة ملء القالب ورص البيتون ، ويقاس هبوط البيتون الطري بعد سحب القالب مباشرة لتحديد قوام البيتون .

3 – 4 دراسة العوامل المؤثرة على مقاومة البيتون على الضغط المأخوذة في دراسة نموذج الشبكة العصبونية الصنعية الأولى :

لبناء نموذج الشبكة العصبونية الصنعية الأولى تم الاستعانة ببيانات 279 عينة خلطة بيتونية [9] ، وقد تبين عند التدقيق في عينات الخلطات البيتونية التي تم الحصول عليها أن العوامل الموثقة لهذه الخلطات والتي سيتم اعتمادها في الدراسة هي :

1- وزن الاسمنت (عيار الاسمنت) Kg/m^3 (C) .
2- وزن الماء Kg/m^3 (W) .
3- وزن الحصويات الناعمة Kg/m^3 (S) : تدرجه الحبي (0– 12.5) مم.
4- وزن الحصويات الخشنة : Kg/m^3 (G) : تدرجه الحبي (2.5– 20) مم.
5- هبوط مخروط ابرامس cm (S_L) .

6- جودة الإسمنت (ماركة الاسمنت) : $(K)\,Kg/m^2$ وهي مقاومة مونة اسمنتية نظامية على الضغط بعد (28) يوماً من صبها ويقصد بمونة اسمنتية نظامية أي خليط اسمنت وماء ورمل نظامي/ معياري / يكون بنسبة 1:0.5:3 على التوالي[5].

ماء الجبل هو الماء الصالح للشرب .

علماً أن هناك عوامل أخرى تؤثر على مقاومة البيتون على الضغط مثل : نوع الاسمنت – تقسيم الحصويات الخشنة – تقسيم الحصويات الناعمة – نوع الرمل – نسبة الماء إلى الاسمنت – درجة الحرارة – الصقيع – الإضافات ...الخ ، وقد تم لحظ بعض هذه العوامل في النوع الثاني من البيانات و لم نتمكن من أخذ بعضها الآخر بعين الاعتبار لعدم توفر تجارب كافية .

مع ملاحظة أن: الأوزان مأخوذة في $1m^3$ من الخلطة البيتونية .

يبين الجدول (3 – 1) جزء من عينة الخلطات البيتونية المدروسة .
كما تبين الأشكال (3-1)-(3-6) العلاقة ين كل عامل من العوامل المدروسة وبين مقاومة الخلطة البيتونية على الضغط لجزء من عينة الخلطات البيتونية المأخوذة في الدراسة عند بناء الشبكة العصبونية الصنعية الأولى ، حيث تمثل كل نقطة في المخطط خلطة بيتونية ما ، يمثل مسقطها على المحور الأفقي العامل المدروس لهذه الخلطة ، بينما يبين مسقطها على المحور الشاقولي مقاومة البيتون على الضغط لهذه الخلطة البيتونية .

الجدول (3-1) جزء من عينة الخلطات البيتونية المأخوذة في الدراسة

ID	(C) Kg/m^3	(W) Kg/m^3	(S) Kg/m^3	(G) Kg/m^3	(S_L) cm	$(K)\,Kg/m^2$	(f'_C) MPa
1	400	248	1120	1640	20	400	37.5
2	450	167	600	1197	1	500	53.6

3	450	167	600	1197	1	400	35.6
4	400	172	600	1200	1	400	31.4
5	400	172	600	1200	1	500	40
6	420	279	1540	0	24	500	24.1
7	570	303	1350	0	35	500	38
8	600	210	1560	0	13	400	28
9	600	210	1560	0	13	400	36
10	600	276	948	1698	24	400	52.8
11	360	215	600	1100	8	400	28.7
12	300	200	709	1090	6	400	16
13	270	197	749	1090	5	400	10.2
14	370	190	680	1020	4	400	16
15	302	231	593	1312	15	400	17.2
16	302	233	598	1330	15	400	20
17	538	188	483	1200	4	400	50
18	446	178	570	1220	1	400	47.7
19	384	173	610	1245	2	400	41.9
20	340	170	657	1245	2	400	37
21	283	170	710	1245	2	400	29.1
22	213	170	790	1227	2	400	18.3
23	334	167	657	1255	2	400	37.4
24	360	180	650	1210	2	400	36.5
25	400	200	630	1153	6	400	35

الجدول (3-1) جزء من عينة الخلطات البيتونية المأخوذة في الدراسة

ID	(C) Kg/m^3	(W) Kg/m^3	(S) Kg/m^3	(G) Kg/m^3	(S_L) cm	$(K)\ Kg/m^2$	(f'_C) MPa
26	336	168	657	1245	2	400	37
27	376	188	506	1320	4	400	34

28	200	142	710	740	1	400	17.1
29	513	231	536	370	16	400	23
30	358	190	615	1235	4	400	36.6
31	350	196	854	945	6	400	24.4
32	350	196	854	1029	6	400	25.9
33	350	203	1400	0	8	400	16.1
34	350	196	1274	595	6	400	20.2
35	450	162	716	1071	1	400	44.4
36	350	158	777	1162	1	400	35.6
37	250	150	795	1195	1	400	35.6
38	525	236	651	982	16	500	27
39	350	175	680	1240	2	300	32.1
40	350	175	680	1240	2	400	35.8
41	350	175	680	1240	2	500	38.8
42	350	170	790	1170	2	400	34
43	350	185	680	1170	3.5	400	37.3
44	350	205	600	1170	8	400	39.8
45	350	230	520	1170	14	400	35.4
46	350	205	780	1150	8	400	20.2
47	230	225	725	1150	12	400	20.4
48	245	215	720	1150	10	400	20.3
49	255	210	720	1150	9	400	19.8
50	350	283	680	1000	25	400	25.8

الجدول (3−1) جزء من عينة الخلطات البيتونية المأخوذة في الدراسة

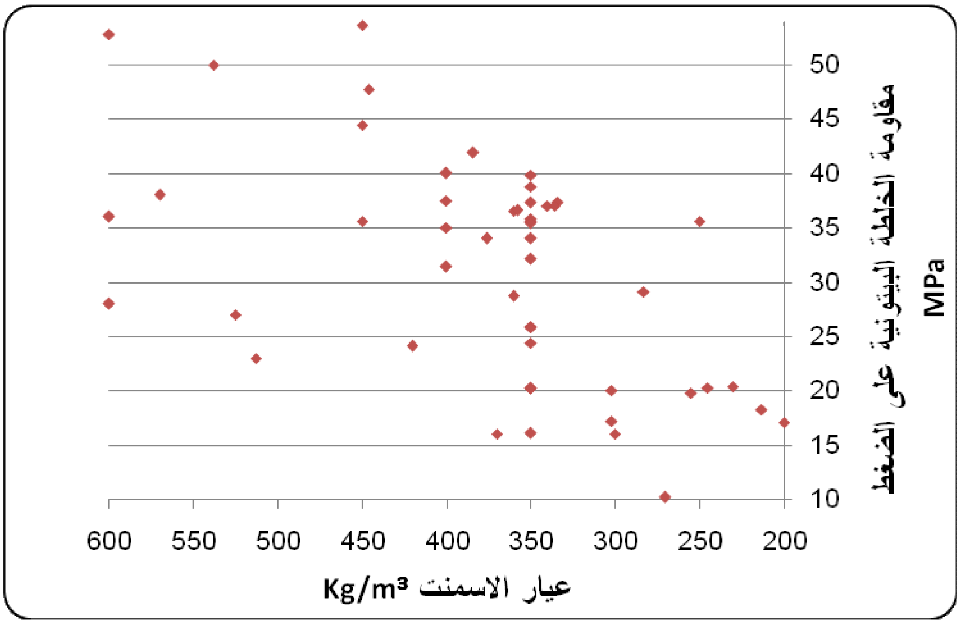
ID	(C) Kg/m^3	(W) Kg/m^3	(S) Kg/m^3	(G) Kg/m^3	(S_L) cm	$(K)\ Kg/m^2$	(f'_C) MPa
51	350	262	700	1010	23	400	30.6
52	350	248	730	1040	20	400	35.5

53	500	200	455	1200	6.5	400	41
54	250	155	817	1115	1	400	16.5
55	348	164	733	1100	1	400	27.4
56	475	176	640	1077	4	400	33.5
57	350	193	565	438	6	400	14.6
58	482	207	494	436	10	400	18.8
59	450	180	500	1320	2	400	51.5
60	350	175	567	1350	2	400	43
61	292	175	620	1345	2	400	35.7
62	340	245	600	940	15	400	25.2
63	340	240	600	1000	15	400	22.7
64	580	300	435	1000	35	400	43.7
65	432	240	580	1040	18	400	43
66	210	245	650	940	18	400	12
67	275	179	520	1718	4	400	21.2
68	350	200	500	1760	7	400	24.1
69	475	247	600	1436	26	400	29.8
70	260	230	880	1000	14	400	22.5
71	280	230	880	1000	15	400	22.7
72	420	200	580	1300	6	400	26.6
73	635	190	350	1350	4	500	48
74	670	181	350	1360	2	500	56
75	660	191	370	1310	4	500	49

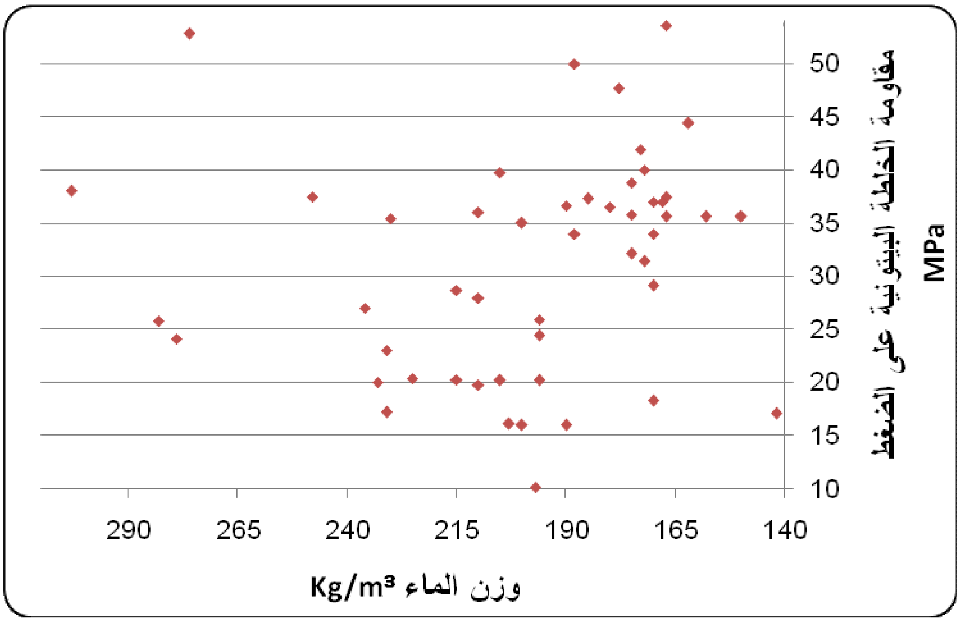
الجدول (3-1) جزء من عينة الخلطات البيتونية المأخوذة في الدراسة

ID	(C) Kg/m^3	(W) Kg/m^3	(S) Kg/m^3	(G) Kg/m^3	(S_L) cm	$(K)\ Kg/m^2$	(f'_C) MPa
76	382	214	935	730	10	500	40.8
77	383	211	937	730	10	500	41.7

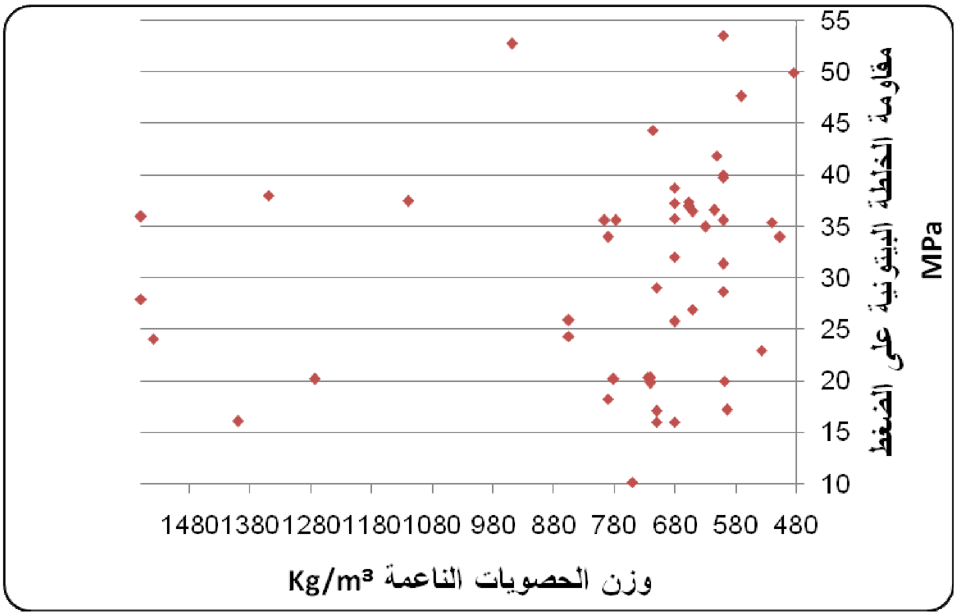
78	383	207	940	730	10	500	43.2
79	400	279	405	690	24	500	28
80	580	272	430	520	24	500	30
81	330	188	650	1198	5	500	27
82	500	185	300	1300	3	500	44
83	550	209	425	1200	3	500	70
84	300	159	580	1420	2	500	22.5
85	340	166	530	1490	2	500	25
86	380	180	540	1400	4	500	25
87	300	180	615	1400	2.5	500	25
88	350	179	592	1380	2.5	500	25
89	300	180	570	1440	2.5	500	20
90	280	171	580	1529	2.5	500	20
91	462	185	419	1134	3	400	33.1
92	330	281	535	1485	25	400	21.3
93	415	299	545	1588	35	400	26
94	370	266	600	1665	22	400	26.5
95	410	246	560	1674	20	400	34.9
96	515	258	47	1692	21	400	44
97	230	149	806	1280	1	400	37.1
98	230	154	806	1280	1	400	32.2
99	230	167	807	1280	2	400	26.8
100	230	141	806	1280	1	400	33



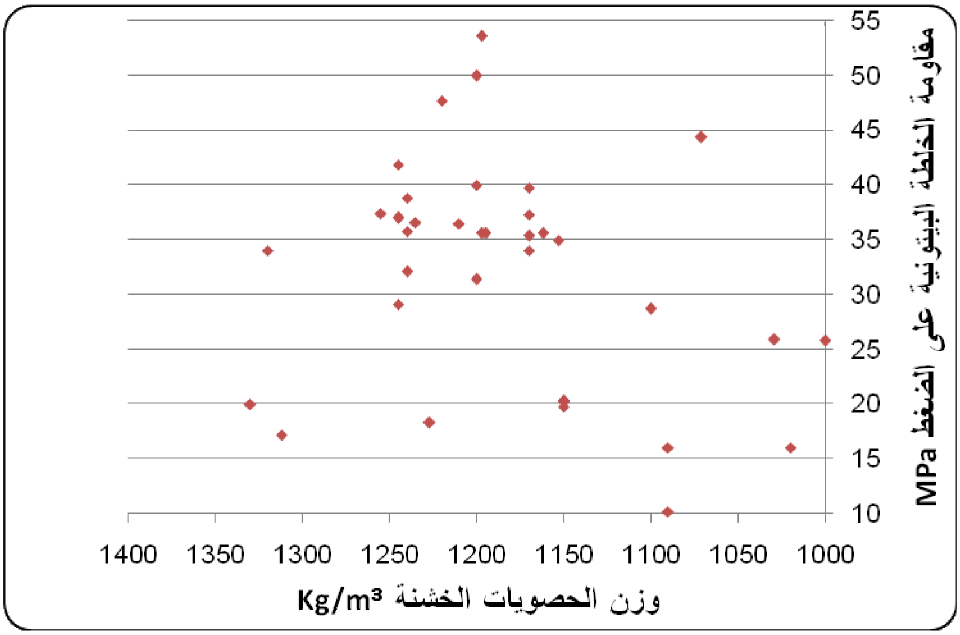
الشكل (3-1) العلاقة بين عيار الاسمنت لجزء من عينة الخلطات البيتونية وبين مقاومة هذه الخلطات على الضغط .



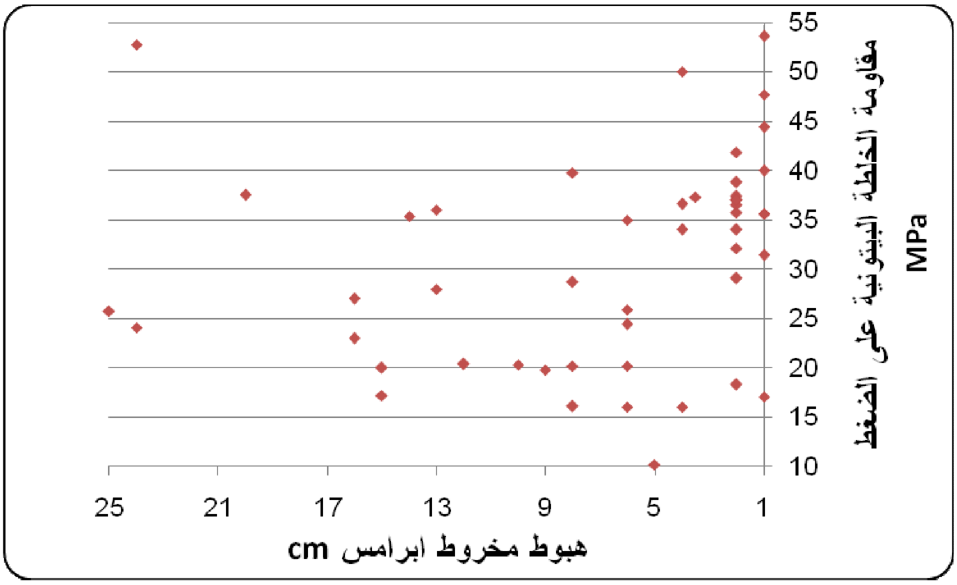
الشكل (3-2) العلاقة بين وزن الماء لجزء من عينة الخلطات البيتونية وبين مقاومة هذه الخلطات على الضغط .



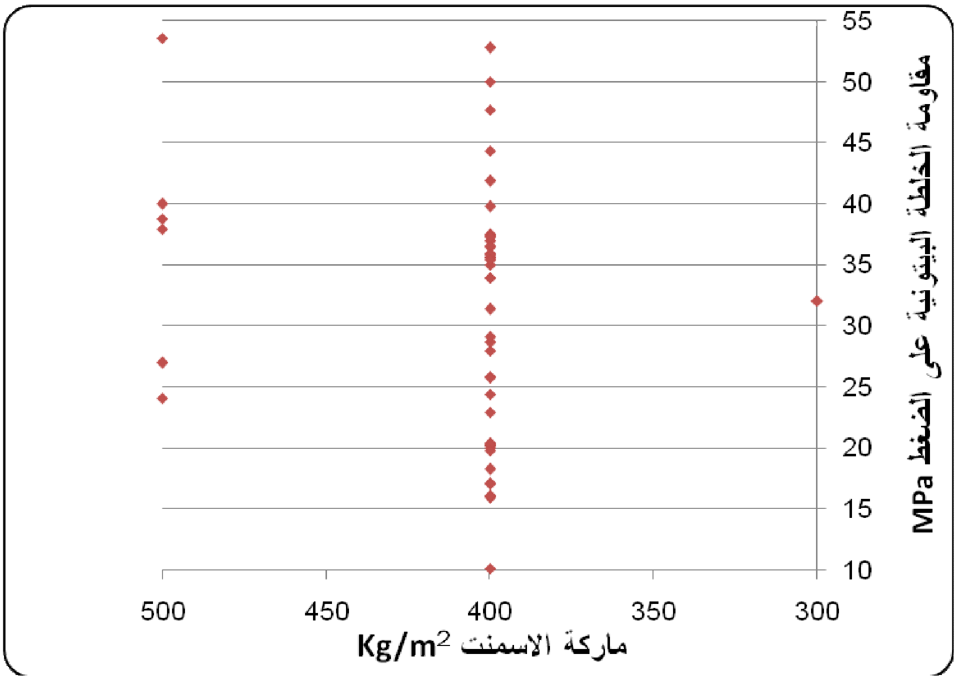
الشكل (3-3) العلاقة بين وزن الحصويات الناعمة لجزء من عينة الخلطات البيتونية وبين مقاومة هذه الخلطات على الضغط .



الشكل (3-4) العلاقة بين وزن الحصويات الخشنة لجزء من عينة الخلطات البيتونية وبين مقاومة هذه الخلطات على الضغط .



الشكل (3-5) العلاقة بين هبوط مخروط ابرامس لجزء من عينة الخلطات البيتونية وبين مقاومة هذه الخلطات على الضغط .



الشكل (3-6) العلاقة بين ماركة الاسمنت لجزء من عينة الخلطات البيتونية وبين مقاومة هذه الخلطات على الضغط .

نلاحظ من خلال الأشكال البيانية السابقة التي بينت العلاقة بين كل عامل من العوامل المدروسة على حدى وبين مقاومة الخلطات البيتونية على الضغط ، وذلك لعينة الخلطات البيتونية المستخدمة في دراسة وبناء الشبكة العصبونية الصنعية الأولى ، عدم وجود علاقة رياضية واضحة بين أي عامل من هذه العوامل وبين مقاومة الخلطات البيتونية المدروسة من جهة ، وبين هذه العوامل من جهة ثانية . وهذا ما يدعم ويبرر محاولة الاستفادة من تقنية الشبكات العصبونية الصنعية في التنبؤ بمقاومة الخلطات البيتونية على الضغط.

3 – 5 دراسة العوامل المؤثرة على مقاومة البيتون على الضغط المأخوذة في دراسة نموذج الشبكة العصبونية الصنعية الثانية :

لبناء نموذج الشبكة العصبونية الصنعية الثانية تم الاستعانة ببيانات 61 عينة خلطة بيتونية [1] ، [2] ، وعند التدقيق في عينات الخلطات البيتونية التي تم الحصول عليها لدراسة نموذج الشبكة العصبونية الصنعية الثانية ، تبين أن العوامل الموثقة لهذه الخلطات والتي سيتم اعتمادها في الدراسة هي :

1- وزن الاسمنت (عيار الاسمنت) $(C)\ Kg/m^3$.

2- نوع الإسمنت (K_C) تأخذ أنواع الاسمنت القيم العددية التالية أثناء المعالجة كما هو مبين بالجدول (3−2) :

تم اختيار الرقم "1" ليدل على نوع الاسمنت البورتلاندي العادي : وهو الاسمنت المناسب للاستعمال في معظم أعمال البيتون ولا يتطلب شروط تنفيذ خاصة كسرعة التماسك ، أو سرعة تصلد عالية ، أو مقاومة للمحاليل الكبريتية .

كما تم اختيار الرقم "2" ليدل على نوع الاسمنت البورتلاندي المقاوم للكبريتات : وهو الاسمنت المناسب للاستعمال في أعمال البيتون في مناطق المياه الجوفية السطحية الحاوية على المركبات الكبريتية حيث له مقاومة عالية للكبريتات إضافة لخواص الاسمنت البورتلاندي العادي وهو مشابه له
بالتركيب مع بعض التعديلات في نسب المواد الداخلة في تركيبه .

وتم اختيار الرقم "3" ليدل على نوع الاسمنت اللبناني / ماركة السبع / المستخدم في بعض الخلطات .

3- وزن البحص الفولي $(G_1)\ Kg/m^3$: تدرجه الحبي (4.75 – 20) مم.

4- وزن البحص العدسي $(G_2)\ Kg/m^3$: تدرجه الحبي (2.5 – 12.5) مم.

5- وزن الزرادة $(S_1)\ Kg/m^3$: تدرجه الحبي (0 – 12.5) ، مكافئه الرملي (70 % - 80 %) .

6- وزن الرمل $(S_2)\ Kg/m^3$: تدرجه الحبي (0 – 1.2) مم .

7- نسبة الماء/الاسمنت (W/C) .

8- هبوط مخروط ابرامز cm (S_L) .

9- نوع الرمل (K_S) : تأخذ أنواع الرمل حسب مصدره القيم العددية التالية أثناء المعالجة :

0 : لا يوجد رمل في الخلطة .
1 : رمل يبرودي : يتراوح مكافئه الرملي 55 % -50.6 % .
2 : رمل قرواني : يتراوح مكافئه الرملي 65 % -50 % .
3 : رمل نبكي : يتراوح مكافئه الرملي 65 % - 50 % .
4 : رمل تدمري : مكافئه الرملي 55 % - 45 %.

جودة الإسمنت لكافة العينات (ماركة الاسمنت) $400\ Kg/m^2$.
ماء الجبل هو الماء الصالح للشرب .

علماً أن هناك عوامل أخرى تؤثر على مقاومة البيتون على الضغط مثل :
درجة الحرارة – الصقيع – الإضافات ...الخ ، لكن لم نتمكن من أخذها بعين الاعتبار لعدم توفر تجارب كافية لأخذ معلومات التدريب .
مع ملاحظة أن:

- الأوزان مأخوذة في $1m^3$ من الخلطة البيتونية .
- تم تصنيف المناخل في البنود 3–4–5–6 تم حسب المواصفات البريطانية .

يبين الجدول (3–2) جزء من عينة الخلطات البيتونية المدروسة كما أخـــذت من الوثائق .
كما يبين الجدول (3–3) جزء من عينة الخلطات البيتونية المدروسة ولكن بعد المعالجـــة .
وتبين الأشكال (3–7)–(3–16) العلاقة بين كل عامل من العوامل المدروسة وبين مقاومة الخلطة البيتونية على الضغط لجزء من عينة الخلطات البيتونية المأخوذة في الدراسة عند بناء الشبكة العصبونية الصنعية الثانية . حيث تمثل كل نقطة في المخطط خلطة بيتونية ما ، يمثل مسقطها على المحور الأفقي العامل المدروس لهذه الخلطة ، بينما يبين مسقطها على المحور الشاقولي مقاومة البيتون على الضغط لهذه الخلطة البيتونية .
ويمكن الملاحظة بعد دراسة هذه المخططات تأكيد ما تم استخلاصه عند دراسة الشبكة العصبونية الصنعية الأولى بأنه لاتوجد علاقة رياضية واضحة بين أي من هذه العوامل وبين مقاومة الخلطة البيتونية المدروسة على الضغط ، وهذا ما يؤكد كما ذكرنا سابقاً أهمية محاولة الاستفادة من تقنية الشبكات العصبونية الصنعية الموجودة عالمياً في العصر الحديث والمصممة للتنبؤ بقيم معتمدة على عوامل مجهولة العلاقة بينها بل وتبدو علاقة عشوائية بالنسبة لنا .

الجدول (3–2) : جزء من عينة الخلطـــات البيتونيـــة المأخوذة في الدراســـة قبل المعالجة .

ID	(C) Kg/m^3	(K_C)	$(G1)$ Kg/m^3	$(G2)$ Kg/m^3	$(S1)$ Kg/m^3	$(S2)$ Kg/m^3	$\frac{W}{C}$	(S_L) cm	(K_S)	(f'_C) MPa
1	350	بورتلاندي سريع التصلب	1080	0	585	280	0.63	6.5	يبرودي	24.5
2	400	بورتلاندي سريع التصلب	1060	0	570	270	0.57	9	يبرودي	24
3	350	بورتلاندي عادي	485	485	580	375	0.68	14	نبكي	21.8
4	350	بورتلاندي عادي	970	0	580	375	0.61	9	نبكي	22.6
5	350	بورتلاندي عادي	550	550	590	285	0.72	13	قرواني	17
6	350	بورتلاندي عادي	535	535	580	280	0.67	13	قرواني	17.5
7	350	لبناني /ماركة السبع/	585	585	405	355	0.6	13	قرواني	27
8	325	لبناني /ماركة السبع/	595	595	408	357	0.62	13	قرواني	23
9	300	لبناني /ماركة السبع/	600	600	310	360	0.65	13	قرواني	19.7
10	350	بورتلاندي عادي	600	600	325	300	0.65	9.5	يبرودي	21.1
11	400	بورتلاندي عادي	580	550	750	0	0.6	9.5	لايوجد	21.1
12	400	بورتلاندي عادي	566	374	712	222	0.58	11	قرواني	32.1
13	350	بورتلاندي عادي	576	380	726	227	0.63	10.5	قرواني	28.4
14	350	بورتلاندي عادي	603	586	0	645	0.65	8	قرواني	19.8
15	350	بورتلاندي عادي	1185	0	413	302	0.69	15	قرواني	20
16	350	بورتلاندي عادي	418	626	502	210	0.45	1	قرواني	33.7
17	350	بورتلاندي عادي	0	1128	417	210	0.45	1	قرواني	31.1
18	350	بورتلاندي عادي	1243	640	0	0	0.55	7	لايوجد	28.8
19	350	بورتلاندي عادي	626	1253	0	0	0.68	7	لايوجد	13.3
20	350	بورتلاندي عادي	828	0	862	94	0.7	8	نبكي	22.1

الجدول (3-2) : جزء من عينة الخلطـــات البيتونيـــة المأخوذة في الدراســـة قبل المعالجة .

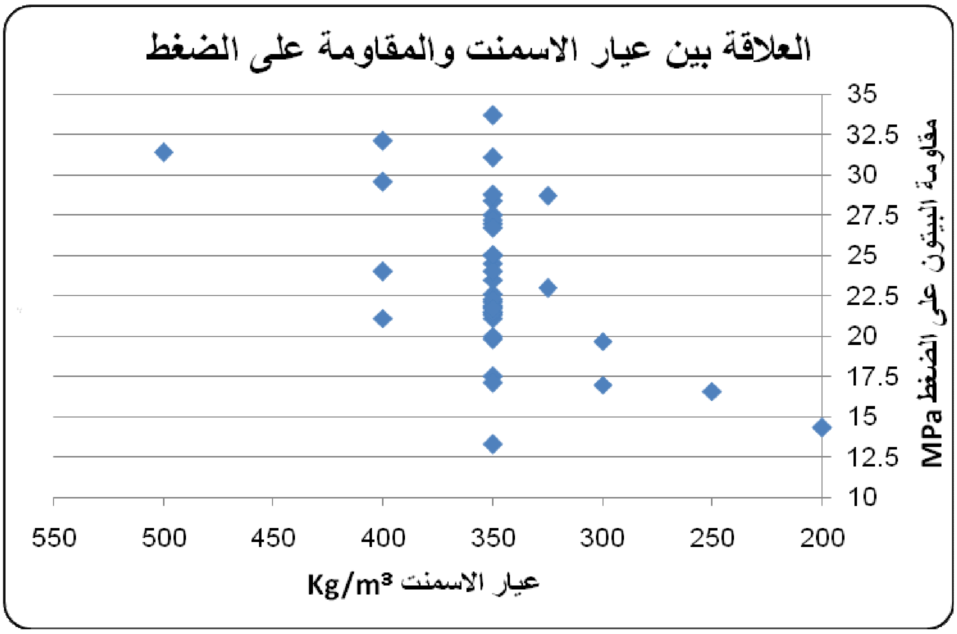
ID	(C) Kg/m^3	(K_C)	$(G1)$ Kg/m^3	$(G2)$ Kg/m^3	$(S1)$ Kg/m^3	$(S2)$ Kg/m^3	$\frac{W}{C}$	(S_L) cm	(K_S)	(f'_C) MPa
21	350	بورتلاندي عادي	551	0	1129	293	0.625	10	يبرودي	21.9
22	350	بورتلاندي عادي	851	0	843	179	0.67	8	قرواني	23.5
23	350	بورتلاندي عادي	956	0	781	184	0.74	8	قرواني	25
24	350	بورتلاندي عادي	622	529	627	0	0.7	14	لايوجد	21.5
25	350	بورتلاندي عادي	884	265	573	147	0.67	13	قرواني	21.3
26	350	بورتلاندي عادي	996	411	0	408	0.59	9	تدمري	27.5
27	350	بورتلاندي عادي	814	704	0	332	0.57	8	نبكي	24
28	350	بورتلاندي عادي	1113	0	568	153	0.65	13	قرواني	17.1
29	350	بورتلاندي عادي	465	311	52	288	0.66	14	قرواني	21.5
30	350	بورتلاندي عادي	555	554	519	221	0.51	15	قرواني	22.3
31	350	بورتلاندي عادي	820	0	990	0	0.67	15	لايوجد	25.1
32	500	بورتلاندي عادي	488	488	651	0	0.53	12	لايوجد	31.4
33	400	بورتلاندي عادي	393	393	961	0	0.67	13	لايوجد	29.6
34	350	بورتلاندي عادي	408	408	998	0	0.73	12	لايوجد	27.2
35	250	بورتلاندي عادي	435	435	1055	0	1	13	لايوجد	16.6
36	350	بورتلاندي عادي	685	500	665	0	0.53	9.8	لايوجد	26.7
37	350	بورتلاندي عادي	685	500	665	0	0.49	5	لايوجد	21.75
38	325	بورتلاندي عادي	937	281	469	188	0.62	9.2	قرواني	28.7
39	175	بورتلاندي عادي	742	494	370	453	0.66	7	قرواني	11.1
40	200	بورتلاندي عادي	727	485	364	444	0.65	7	قرواني	14.3

الجدول (3-3) : جزء من عينة الخلطـــات البيتونيـــة المأخوذة في الدراســـة بعد المعالجة .

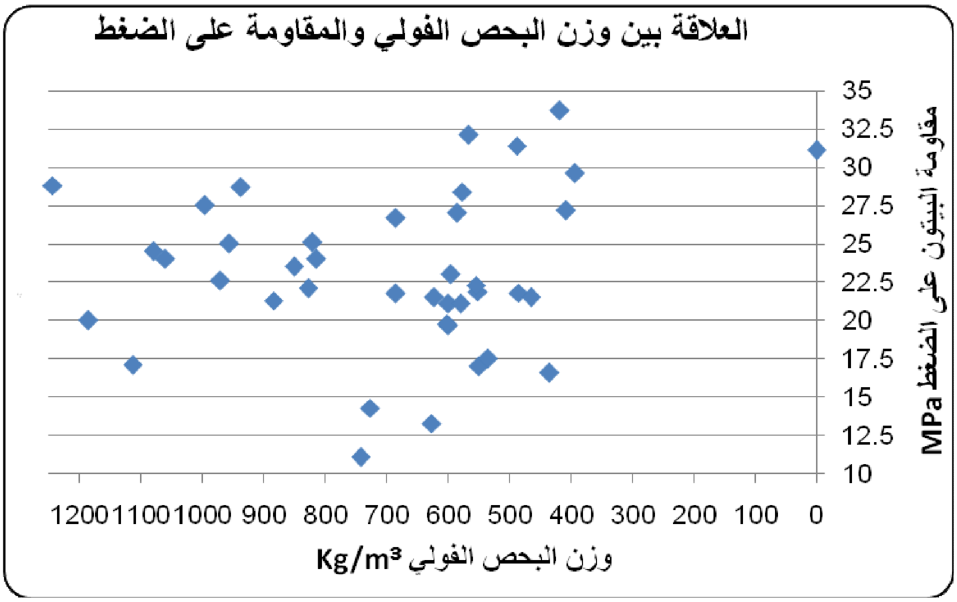
ID	(C) Kg/m^3	(K_C)	$(G1)$ Kg/m^3	$(G2)$ Kg/m^3	$(S1)$ Kg/m^3	$(S2)$ Kg/m^3	$\frac{W}{C}$	(S_L) cm	(K_S)	(f'_C) MPa
1	350	2	1080	0	585	280	0.63	6.5	1	24.5
2	400	2	1060	0	570	270	0.57	9	1	24
3	350	1	485	485	580	375	0.68	14	3	21.8
4	350	1	970	0	580	375	0.61	9	3	22.6
5	350	1	550	550	590	285	0.72	13	2	17
6	350	1	535	535	580	280	0.67	13	2	17.5
7	350	3	585	585	405	355	0.6	13	2	27
8	325	3	595	595	408	357	0.62	13	2	23
9	300	3	600	600	310	360	0.65	13	2	19.7
10	350	1	600	600	325	300	0.65	9.5	1	21.1
11	400	1	580	550	750	0	0.6	9.5	0	21.1
12	400	1	566	374	712	222	0.58	11	2	32.1
13	350	1	576	380	726	227	0.63	10.5	2	28.4
14	350	1	603	586	0	645	0.65	8	2	19.8
15	350	1	1185	0	413	302	0.69	15	2	20
16	350	1	418	626	502	210	0.45	1	2	33.7.
17	350	1	0	1128	417	210	0.45	1	2	31.1
18	350	1	1243	640	0	0	0.55	7	0	28.8
19	350	1	626	1253	0	0	0.68	7	0	13.3
20	350	1	828	0	862	94	0.7	8	3	22.1

الجدول (3-3) : جزء من عينة الخلطـــات البيتونيـــة المأخوذة في الدراســـة بعد المعالجة .

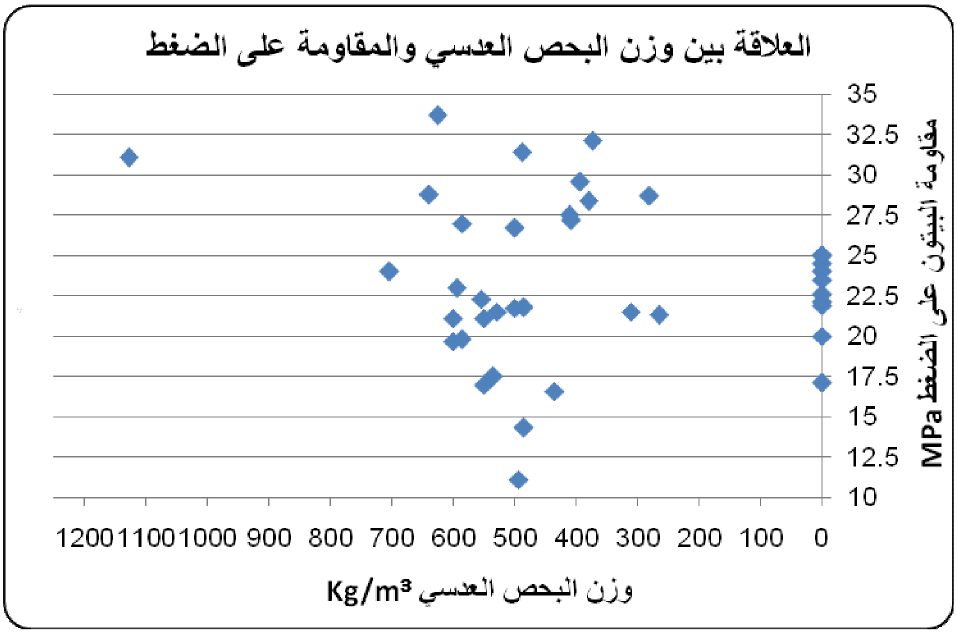
ID	(C) Kg/m^3	(K_C)	$(G1)$ Kg/m^3	$(G2)$ Kg/m^3	$(S1)$ Kg/m^3	$(S2)$ Kg/m^3	$\frac{W}{C}$	(S_L) cm	(K_S)	(f'_C) MPa
21	350	1	551	0	1129	293	0.625	10	1	21.9
22	350	1	851	0	843	179	0.67	8	2	23.5
23	350	1	956	0	781	184	0.74	8	2	25
24	350	1	622	529	627	0	0.7	14	0	21.5
25	350	1	884	265	573	147	0.67	13	2	21.3
26	350	1	996	411	0	408	0.59	9	4	27.5
27	350	1	814	704	0	332	0.57	8	3	24
28	350	1	1113	0	568	153	0.65	13	2	17.1
29	350	1	465	311	52	288	0.66	14	2	21.5
30	350	1	555	554	519	221	0.51	15	2	22.3
31	350	1	820	0	990	0	0.67	15	0	25.1
32	500	1	488	488	651	0	0.53	12	0	31.4
33	400	1	393	393	961	0	0.67	13	0	29.6
34	350	1	408	408	998	0	0.73	12	0	27.2
35	250	1	435	435	1055	0	1	13	0	16.6
36	350	1	685	500	665	0	0.53	9.8	0	26.7
37	350	1	685	500	665	0	0.49	5	0	21.75
38	325	1	937	281	469	188	0.62	9.2	2	28.7
39	175	1	742	494	370	453	0.66	7	2	11.1
40	200	1	727	485	364	444	0.65	7	2	14.3



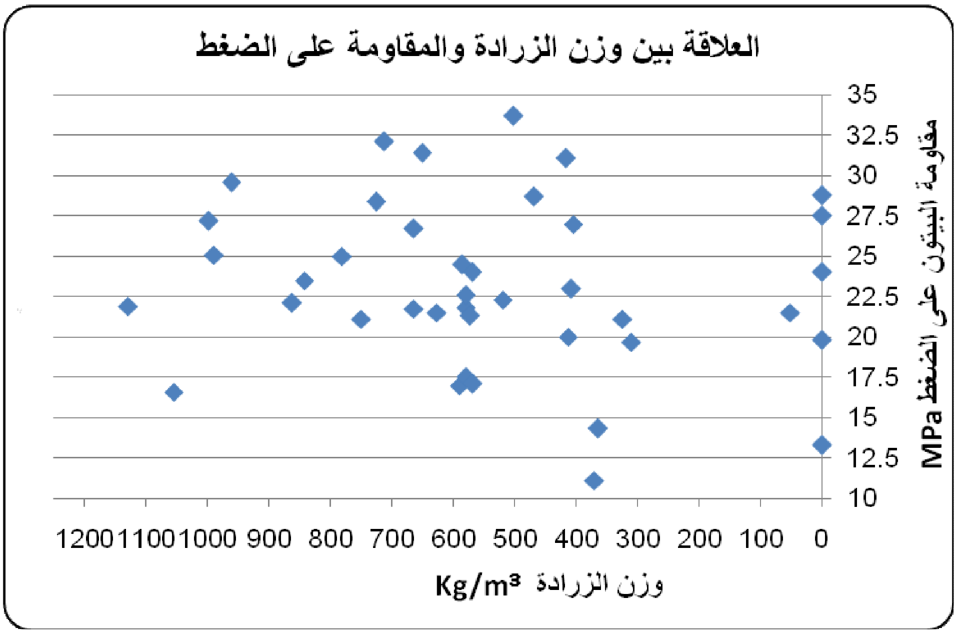
الشكل (3–7) العلاقة بين عيار الاسمنت لجزء من عينة الخلطات البيتونية وبين مقاومة هذه الخلطات على الضغط .



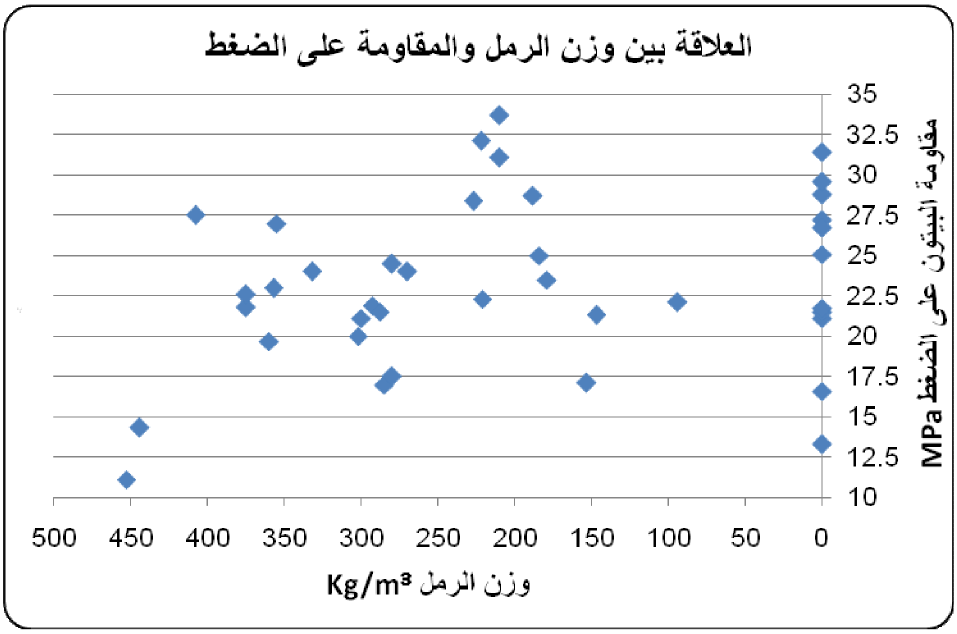
الشكل (3–8) العلاقة بين وزن البحص الفولي لجزء من عينة الخلطات البيتونية وبين مقاومة هذه الخلطات على الضغط .



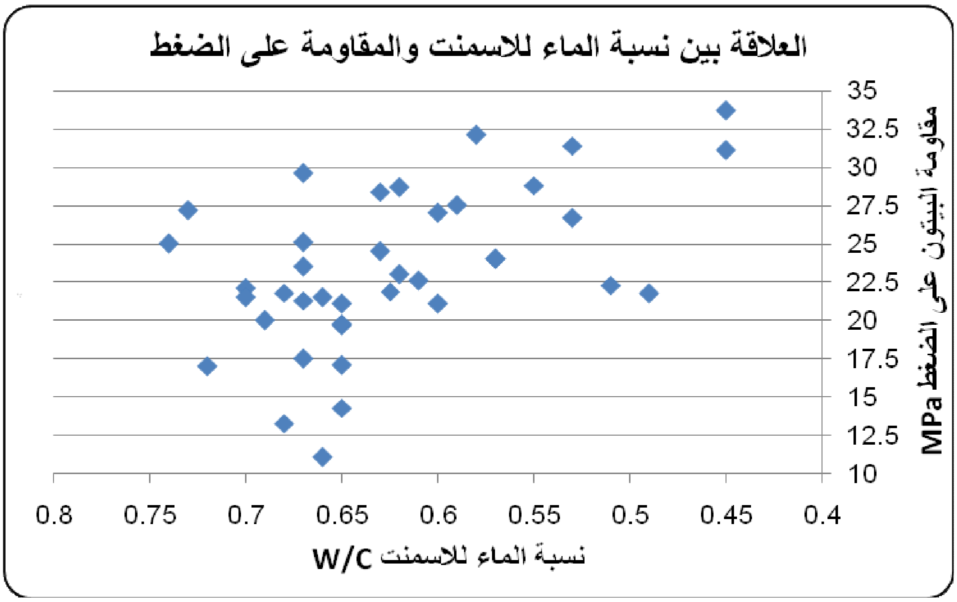
الشكل (3–9) العلاقة بين وزن البحص العدسي لجزء من عينة الخلطات البيتونية وبين مقاومة هذه الخلطات على الضغط .



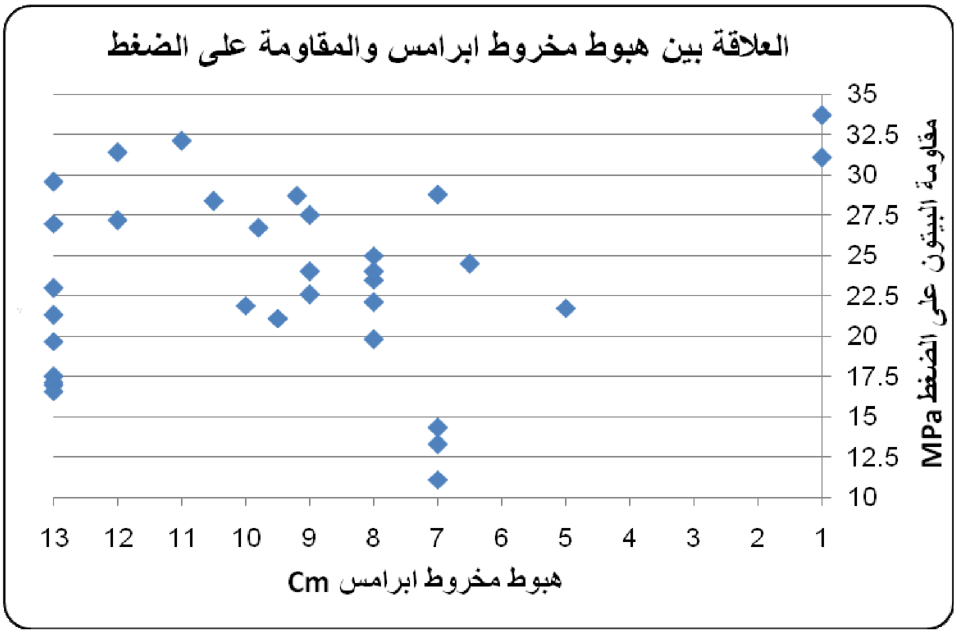
الشكل (3–10) العلاقة بين وزن الزرادة لجزء من عينة الخلطات البيتونية وبين مقاومة هذه الخلطات على الضغط .



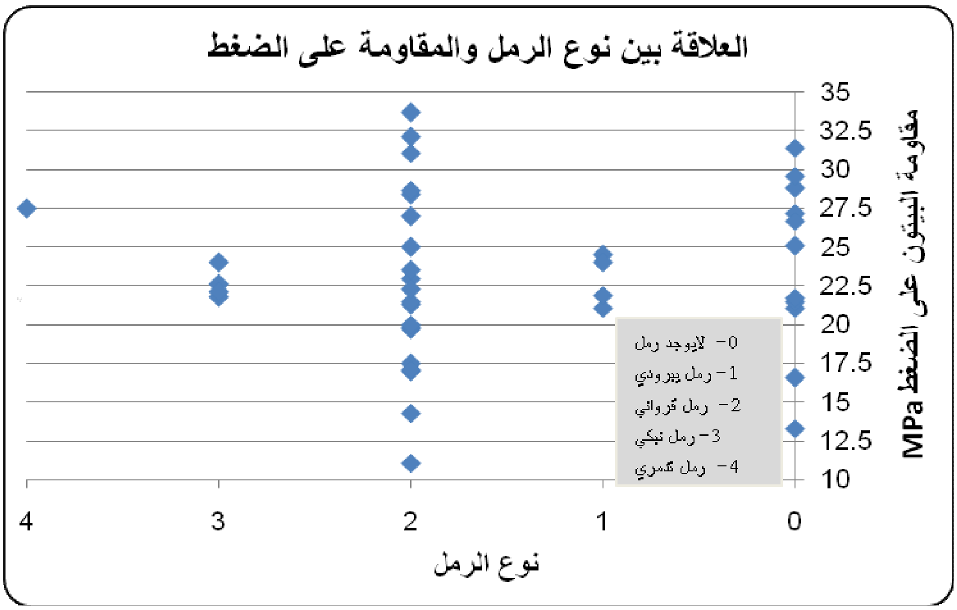
الشكل (3-11) العلاقة بين وزن الرمل لجزء من عينة الخلطات البيتونية وبين مقاومة هذه الخلطات على الضغط .



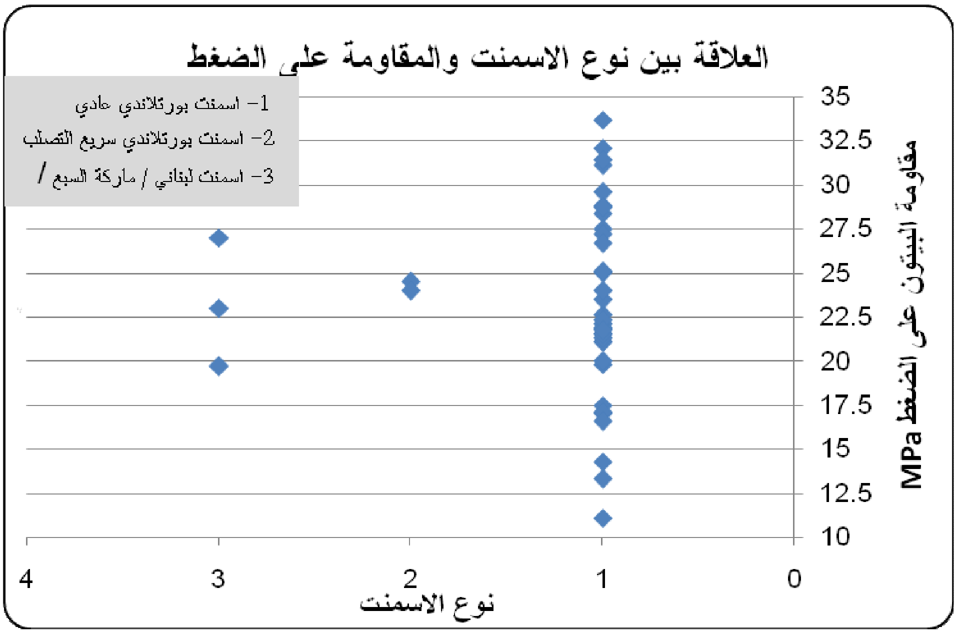
الشكل (3-12) العلاقة بين نسبة الماء للاسمنت لجزء من عينة الخلطات البيتونية وبين مقاومة هذه الخلطات على الضغط .



الشكل (3–13) العلاقة بين هبوط مخروط ابرامس لجزء من عينة الخلطات البيتونية وبين مقاومة هذه الخلطات على الضغط .



الشكل (3–14) العلاقة بين نوع الرمل لجزء من عينة الخلطات البيتونية وبين مقاومة هذه الخلطات على الضغط .



الشكل (3-15) العلاقة بين نوع الاسمنت لجزء من عينة الخلطات البيتونية وبين مقاومة هذه الخلطات على الضغط .

ملخص الفصل : *Summary*

تم في هذا الفصل تحديد العوامل المؤثرة على مقاومة الخلطات البيتونية على الضغط بشكل عام وتحديد عدد من هذه العوامل للأخذ بعين الاعتبار أثناء الدراســة .

تم دراسة نوعين من البيانات ، عدد بيانات النوع الأول (279) عينة خلطة بيتونيــة ، أكثر من نظيراتها في النوع الثاني (61) عينة خلطة بيتونية ، في حين يأخذ النوع الثاني عدد من العوامل المؤثرة (9) أكثر من عدد العوامل التي تم لحظها في النوع الأول (6) .

كما تم عرض جزء من كلا النوعين من البيانات وتم رسم مخططات بيانية عن العلاقة بين كل عامل من العوامل في كلا الدراستين وبين مقاومة الخلطات البيتونية على الضغط ، وتبين عدم وجود علاقة واضحة تربط أي عامل من هذه العوامل بمقاومة الخلطات البيتونية المدروسة على الضغط .

تقنية الشبكات العصبونية الصنعية
Artificial Neural Networks Technique

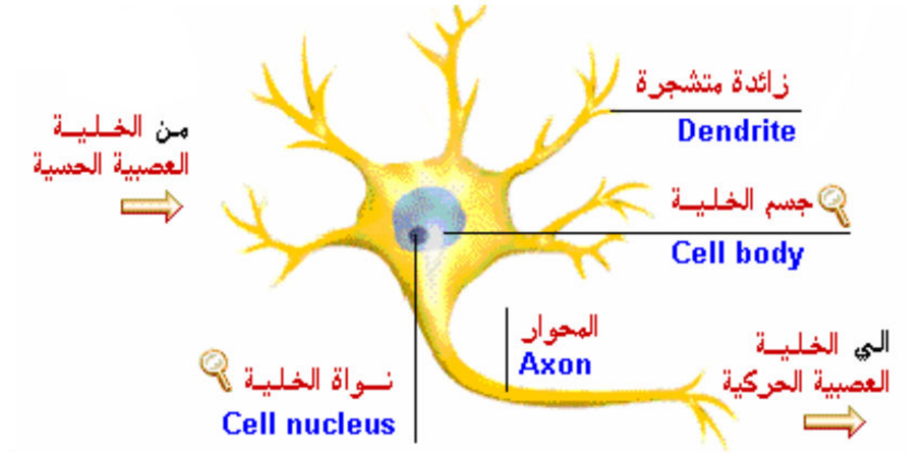
4 – 1 مقدمة *Introduction*

الشبكات العصبونية الصنعية هي نظام معالجة للمعلومات له مميزات أداء معينة بأسلوب يحاكي الشبكات العصبونية البيولوجية الطبيعية.
تتألف الشبكات العصبونية الاصطناعية من عدد كبير من عناصر المعالجة البسيطة تدعى عصبونات أو (وحدات ، خلايا ، عقد) ، كل عصبون يرتبط مع العصبونات الأخرى بأداة ربط مباشرة ، وكل أداة ربط تُرفق برقم معين يدعى وزن مشبكي (***Synapse Weight***) ، وهذه الأوزان تمثل المعلومات التي ستبدأ بها الشبكة حل المشكلة.
أهم ميزات الشبكات العصبونية الصنعية بأنها لا تبرمج ولكنها تقوم بالتعلم.

4 – 2 الشبكات العصبونية البيولوجية الحيوية الطبيعية
Normal Biological Neural Networks

يبين الشكل (4–1) الشكل العام للعصبون الحيوي الذي يتألف من أربعة أجزاء رئيسية وهي:
1- التفرعات العصبية. *Dendrites*
2- جسم الخلية. *Cell body*
3- نواة الخلية. *Cell nucleus*
4- المحور العصبي. *Axon* الذي ينتهي بنقاط الاشتباك العصبونية (*Synapses*).

يولد الإنسان ممتلكاً أكثر من 100 بليون عصبون والعديد منها لا يُستبدل عندما يموت ولكن الإنسان يستمر بالتعلم حتى بفقده لأحد هذه العصبونات لأن عصبونات مساعدة أخرى تكون قد تدرّبت لتأخذ وظائف الخلايا المتضررة.
وباعتبار أن *ANN* تتشابه مع الدماغ البشري في أنها تكتسب المعرفة بالتدريب وتخزّن هذه المعرفة باستخدام قوى وصل داخل العصبونات تسمى الأوزان المشبكية فيمكن أن تصمّم بحيث تتحسس لأي ضرر بسيط يصيب الشبكة ويمكن لها أن تتدرب في وجود هذا الضرر (مثلاً فقدان المعطيات أو بعض الترابطات في بنية الشبكة).



الشكل (4-1) العصبون الحيوي

4 – 3 الشبكات العصبونية الصنعية *Artificial Neural Networks*

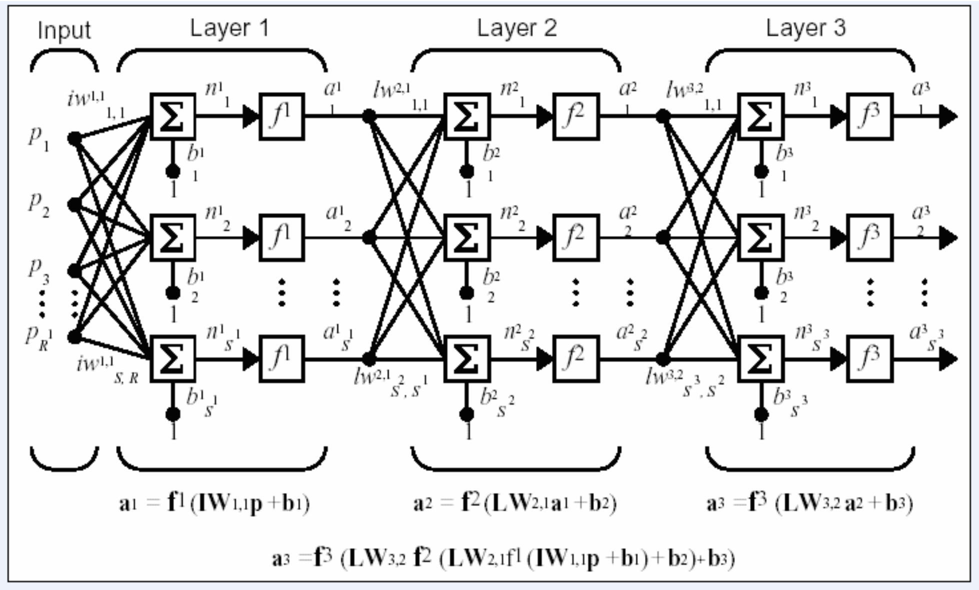
توصف الشبكات العصبونية الصنعية بـــ:

1- شكل الترابط بين العصبونات (وهو ما يدعى بالمعمارية).
2- بالطريقة التي تحدد الأوزان لهذه الترابطات (والتي تدعى التدريب، التعليم، الخوارزمية).
3- نوع تابع التنشيط المستخدم.

لقد تطورت الشبكات العصبونية الصنعية كأمثلة رياضية معتمدة على طريقة التفكير لبشري لكيفية معالجة الأعصاب للمعلومات ، وتبيّن الخطوات التالية كيفية معالجة الشبكة العصبونية الصنعية للمعلومات ،كما يوضحها الشكل (4-2) :

1- تتم معالجة المعلومات في عناصر معالجة بسيطة تدعى العصبونات.
2- تمر الإشارات بين العصبونات عبر خطوط ربط.
3- يرفق كل خط ربط بوزن معين " قيمة عددية " والذي يضرب مع الإشارات الداخلة إلى العصبون.

4- يطبّق على كل عصبون تابع تفعيل إلى دخل الشبكة (الذي يمثل مجموع إشارات الدخل الموزونة) ليحدد إشارة الخرج الناجمة منه.

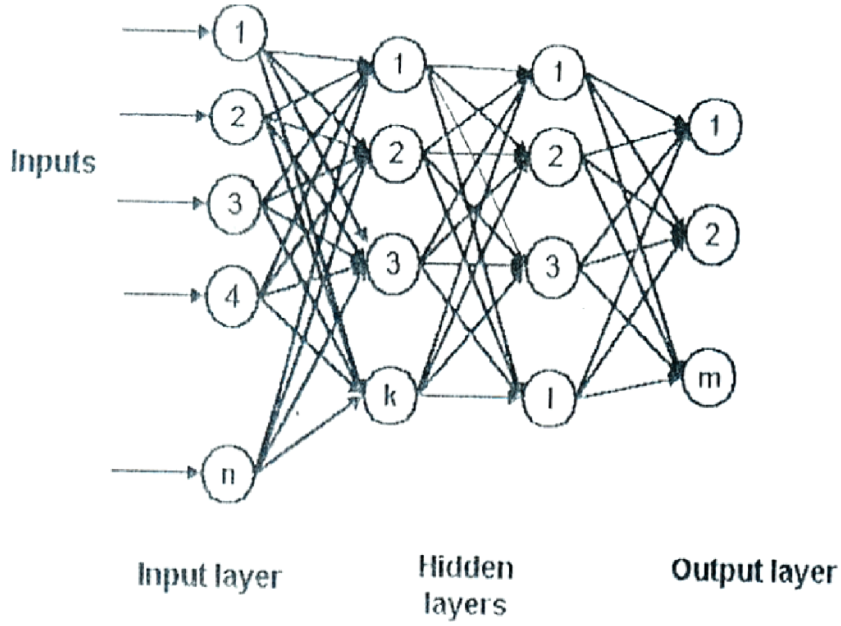


الشكل (4-2) كيفية معالجة الشبكة العصبونية الصنعية للمعلومات

4 – 4 الشكل العام للشبكات العصبونية الصنعية
General Form of Artificial Neural Networks

تتألف الشبكات العصبونية الصنعية كما هو موضح في الشكل (4-3) من وحدات بسيطة تدعى العصبونات مع ارتباطات كثيرة بينها موزعة في عدة طبقـــات . وهذه الطبقات هي :

طبقة الدخل (***Input Layer***) : تحـــوي عدد من العصبونات مســـاوٍ لعدد العوامل المدروسة وهي لا تقوم بأية عملية معالجة فهي مكان تغذية الشبكة العصبونية الصنعية بشعاع البيانات وهي التي تقوم بنقل المعلومات إلى الطبقة الخفية.



الشكل (4−3) الشبكة العصبونية الصنعية

الطبقات الخفية (***Hidden Layers***) : وهي التي تغذي طبقة الخرج موجودة بين الطبقتين الأولى والثانية ويختلف عددها وعدد العصبونات في كل طبقة بحسب نوع المسألة المدروسة ، تقوم بعمليات المعالجة ويتم تحديد هذه الأعداد عن طريق التجريب والمحاولة والخطأ حتى الوصول إلى الشبكة العصبونية الصنعية المثلى.

طبقة الخرج (***Output Layer***) : هي الطبقة النهائية تحوي عدد من العصبونات مساوٍ لعدد القيم التي نريد الحصول عليها أو تحديدها . تستلم عصبوناتها الإشارات من الطبقة الخفية السابقة لتعالجها وتقوم بتطبيق تابع التفعيل الخاص بها على هذه القيم الداخلة لها لتعطي النتيجة النهائية للمسألة.

4 – 5 أنواع الشبكات العصبونية الصنعية.
Artificial Neural Networks Types

4 – 5 – 1 أنواع الشبكات العصبونية الصنعية حسب عدد طبقات هذه الشبكات :

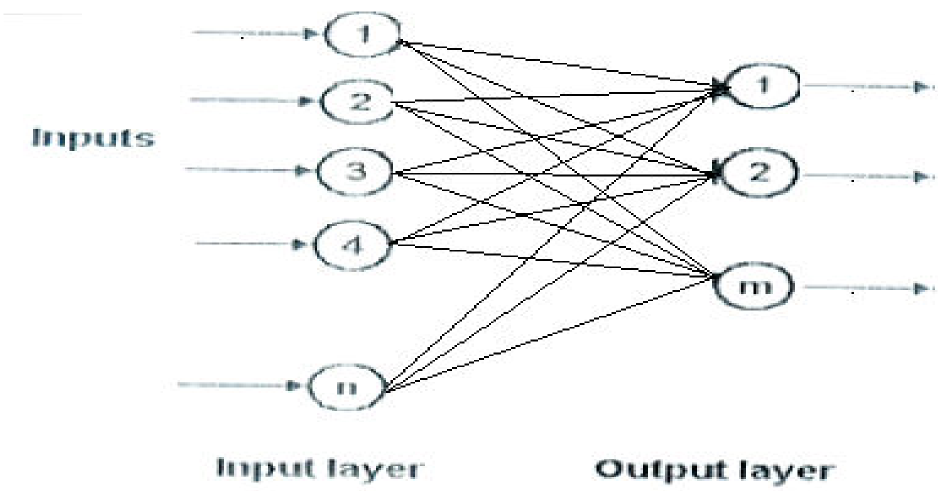
يتم حساب عدد الطبقات في الشبكة بدون حساب طبقة الدخل لأنها لا تنجز أي معالجة للمعلومات ، فهي لتخزين المعلومات فقط .

4 – 5– 1 – 1 شبكة عصبونية صنعية وحيدة الطبقة
Single Layer Artificial Neural Network

تتألف هذه الشبكات من طبقة دخل تستقبل الإشارة من العالم الخارجي وطبقة خرج نحصل منها على استجابة الشبكة ويتم توضع الترابطات بينها كما هو مبين في الشكل (4-4) .

إن طبقة الدخل لا تعدّ طبقة لأنها لا تعالج بيانات الدخل بل تقوم بتخزينها فقط.

أما طبقة الخرج فتصل لها بيانات الدخل التي تم تخزينها في طبقة الدخل بعد ضربها بأرقام تُدعى الأوزان لنقوم بمعالجتها بتابع التفعيل الخاص بها ثم إعطاء النتيجة النهائية للشبكة . تستخدم هذه الشبكات في حل مسائل تصنيف العينات ، تكون فيها استجابة الخرج دليلاً على مطابقة دخل الشبكة للخرج الفعلي للشبكة .



الشكل (4-4) شبكة عصبونية صنعية وحيدة الطبقة

4 – 5 –1 –2 شبكة عصبونية صنعية متعددة الطبقات
Multilayer Artificial Neural Network

تتكون هذه الشبكات ، كما يبين الشكل (4-3) ، من طبقة دخل وطبقة الخرج وبينها طبقة واحدة أو أكثر من الطبقات الخفية . ويوجد بين كل طبقتين متجاورتين طبقة من ترابطات الأوزان (دخل ــ طبقة خفية)، (طبقة خفية ــ خرج) بالنسبة لشبكة تحوي طبقة خفية واحدة ما بين طبقتي الدخل والخرج.

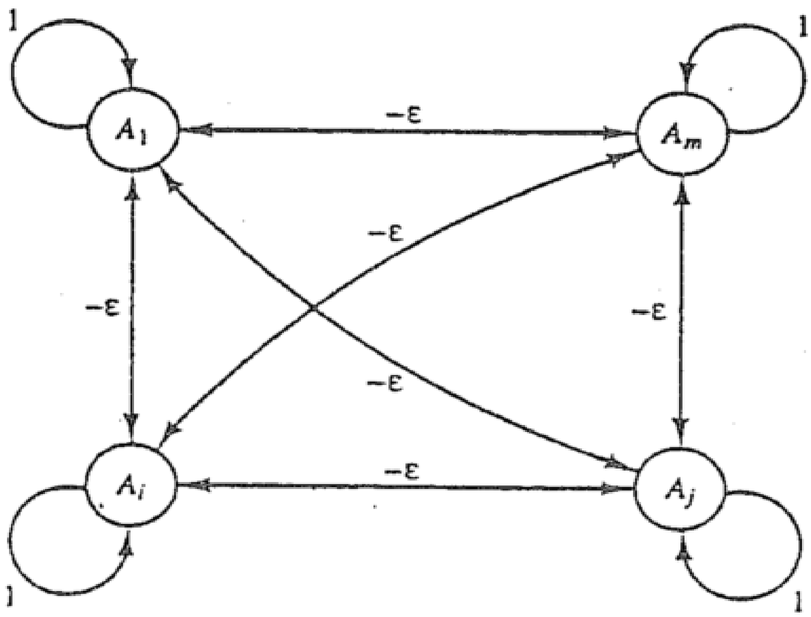
وتستطيع الشبكات متعددة الطبقات بالمقارنة مع الشبكات وحيدة الطبقة حل العديد من المشاكل المعقدة ، إلا أن تدريب هذه الشبكات يستغرق وقتاً أطول ، لكن يمكن أن يكون

التدريب لهذه الشبكات ناجحاً أكثر من غيره حيث يمكن أن تعرض لمشكلة لا يمكن حلها إطلاقاً باستخدام شبكة وحيدة الطبقة حتى لو دُربت لفترة طويلة.

4 – 5 – 1 – 3 الطبقة المنافسة (التزاحمية).

تعتبر الشبكات العصبونية الصنعية ذات الطبقات المنافسة أحد أنواع الشبكات العصبونية الصنعية المستخدمة في حل نوع خاص من المسائل ، بشكل عام لا تظهر التوصيلات الداخلية بين العصبونات في الطبقة التزاحمية ضمن مخططات معمارية هذه الشبكات ويوضح الشكل (4–5) شبكة منافسة تُدعى الشـــبكة المتكررة ، فيها مسار الإشارة حلقية حيث ترتبط كل وحدة مع نفسها بمسار خاص.

تتزاحم جميع التوصيلات الداخلية في الطبقة التزاحمية على العملية "الإشارة " التي تطبق عليها ليحصل عليها رابح واحد فقط ، ونلاحظ أن التوصيلات الداخلية التزاحمية تملك قيم أوزان (ε –) ، ومثال على هذه الشبكات (هي شبكة *Maxnet* للعالم *Lippman*) .



الشكل (4–5) الطبقة المنافسة

4 – 5 – 2 أنواع الشبكات العصبونية الصنعية حسب طريقة تغذية الشبكة

يمكن التمييز بين نوعيين رئيسين هما:

4-5-2-1 شبكات التغذية الأمامية : *Feedforword Networks*

تعتبر هذه الشبكات أول وأبسط الشبكات العصبونية المصممة . في هذا النوع تنتقل المعلومات باتجاه واحد نحو الأمام من عقد الدخل عبر العقد الخفية (في حال وجودها) إلى عقد الخرج أي لا يوجد حلقات في هذا النوع من الشبكات.

4-5-2-2 الشبكات التراجعية
Recurrent Neural Networks (RNs)

على عكس الشبكات العصبونية ذات التغذية الأمامية فإن الشبكات التراجعية *(RNs)* هي نماذج ذات تدفق معطيات ثنائي الاتجاه . ففي حين أن الشبكات ذات التغذية الأمامية تنقل المعطيات خطياً من الدخل إلى الخرج ، تقوم الشبكات العصبونية التراجعية بالإضافة إلى ذلك بنقل المعطيات من مراحل المعالجة المتأخرة إلى مراحل المعالجة الموجودة في المقدمة حيث يعاد جزء من إشارات الخرج إلى الدخل مروراً بالطبقات الخفية (طبقة الخرج ــ الطبقات الخفية ــ طبقة الدخل).

4-5-3 الشبكات العصبونية الإحصائية
Stochastic Neural Networks

تختلف هذه الشبكات عن غيرها بأنها تطبق تغيرات عشوائية على الشبكة، بنظرة احتمالية إلى الشبكات العصبونية يمكن النظر إلى هذه التغيرات العشوائية على أنها تمثل أخذ عينات بشكل إحصائي.

4-5-4 الشبكات العصبونية الوحدوية: *Modular Neural Networks*

أظهرت الدراسات البيولوجية أن دماغ الإنسان لا يعمل كشبكة واحدة كبيرة بل كمجموعة من الشبكات الصغيرة . هذا الاكتشاف أدى إلى ولادة الشبكات العصبونية الوحدوية والتي تعمل فيها عدة شبكات صغيرة بالتعاون أو بشكل تنافسي لحل المسألة المطروحة.

4-5-5 شبكات التدريب الآني:
Instantaneously Trained Neural Networks

وهي شبكات مستوحاة من ظاهرة التعلم السريع ، في هذه الشبكات يتم إسقاط معطيات شعاع التدريب مباشرة على أوزان الطبقة الخفية وطبقة الخرج . عادة تعمل هذه الشبكات على معطيات ثنائية ، ولكن توجد نسخ تعمل على معطيات مستمرة وهي تتطلب معالجة إضافية للمعطيات.

4-5-6 الشبكات العصبونية الشوكية
Spiking Neural Networks (SNNs)

هي نموذج يأخذ توقيت الدخل بعين الاعتبار. يمثل كل من دخل وخرج الشبكة على شكل سلسلة من الأشواك (نبضات) تمتلك هذه الشبكات القدرة على معالجة المعطيات بشكل مستمر ، لذلك غالباً ما تمثل كشبكات تراجعية ، يستخدم هذا النوع من الشبكات في المسائل التي نهتم فيها بالعلاقات الزمنية بين المعطيـــات .

4-5-7 الشبكات العصبونية الديناميكية
Dynamic Neural Networks

تتعامل مع المسائل غير الخطية متعددة المتحولات ذات الاعتمادية الزمنية.
هنا تتم عملية التعلم خلال مجالات زمنية محددة ، أو خلال مجالات ترددية محـــددة .

4-5-8 الشبكات العصبونية الاندفاعية
Cascading Neural Networks

هذا النوع من الشبكات يبدأ تدريبه دون أي عصبونات مخفية . عندما يبدأ معدل تخفيض الخطأ بالاستقرار دون أن يصل الخطأ إلى عتبة محددة تقوم الشبكة بإضافة عصبونات مخفية كل عصبون مخفي جديد يتصل بكل عصبونات الدخل إضافة إلى العصبونات المخفية السابقة ، ومن ثم يتم إكمال التدريب . يتم إيقاف التدريب عندما يصل الخطأ إلى العتبة أو يصل عدد العصبونات المخفية إلى الحد الأعلى المحدد [8] .

4-6 أنواع معطيات الإدخالات والإخراجات للشبكة العصبونية الصنعية
Inputs & Outputs Data Kinds of Artificial Neural Networks

هناك ثلاثة أنواع رئيسية لمعطيات البيانات يمكن إدخالها إلى الشبكة وهي:

1- المعطيات الرقمية (***Numerical Data***): تعتبر من أسهل أنواع المعطيات معالجة وأكثرها انتشاراً لأنها تمثل الواقع تماماً ولا تحوي أي احتمال للخطأ عند التعامل معها.

2- المعطيات الرمزية (***Symbolic Data***): تتألف من مجموعة من الأحرف أو الرموز (نوع ــ لون ــ اسم ......) وتستخدم لإدخال البيانات الوصفية . وفي كثير من الأحيان يتم تحويل هذه المعطيات الرمزية إلى معطيات رقمية بديلة عنها ومكافئة لها لتسهيل إمكانية التعامل معها.

3- معطيات الصور (***Graphics Data***) : تظهر كصندوق من Pixels تؤلف بمجموعها الصورة المرغوبة .

4-7 طرق تدريب الشبكة العصبونية الصنعية
Training Methods of Artificial Neural Network

تتدرب الشبكة العصبونية الصنعية عن طريق إعطائها مجموعة من الأمثلة التي يجب أن تكون مختارة بعناية ، لأن ذلك سيساهم في سرعة تعلم الشبكة . و تسمى مجموعة الأمثلة هذه فئة التدريب.

تنقسم طرق تدريب الشبكة العصبونية الصنعية حسب فئة التدريب التي تعرض على الشبكة إلى :

4-7-1 التدريب المراقب ***Supervised Training***

يتم في هذا النوع تدريب الشبكة على سلسلة من عينات الدخل التي يرافقها نموذج من عينات الخرج المرتبطة بها ، تقوم الشبكة العصبونية الصنعية في هذا النوع بحساب إشارة الخطأ من خلال الفرق بين خرج العصبون والخرج المطــلوب ، ويتم تعديل قيم الأوزان عن طريق دالة الخطأ بهدف تصغير الفارق عن طريق اشتقاق هذا التابع بالنسبة للأوزان المشبكية وتعتبر هذه الطريقة من أهم طرق التدريب وأكثرها شيوعاً.

4-7-2 التدريب غير المراقب *Unsupervised Training*

تنظم الشبكات التي تعتمد مبدأ التدريب الغير مراقب أشعة الدخل المتشابهة بجانب بعضها تلقائياً بدون استخدام معطيات التدريب لتحدد ما هو العضو النموذجي من هذه المجموعة أو إلى أي مجموعة ينتمي هذا الشعاع . حيث يتم تقديم عدداً من أشعة الدخل بدون تخصيص أي أشعة خرج مقابلة لها ، وتستطيع هذه الشبكات تعديل أوزان ارتباطها ، وبالتالي توجه جميع أشعة الدخل المتشابهة إلى نفس وحدة الخرج . فتُنتج هذه الشبكات أشعة مماثلة لأشعة التدريب ، وهي نوع من شبكات التنظيم الذاتي .

4-7-3 الطرق الهجينة.

هي طريقة مختلطة بين طريقة التدريب المراقب وطريقة التدريب غير المراقب حيث تعتمد بعض الشبكات العصبونية الصنعية طريقة التدريب غير المراقب من جهة عن طريق إدخال شعاع المدخلات بدون شعاع الإخراجات المرافق ولكن من جهة ثانية يتم إخبار الشبكة فيما إذا كان الخرج الذي تنتجه صحيحاً أم لا.

4-7-4 شبكات الأوزان الثابتة *Fixed – Weight – Nets*

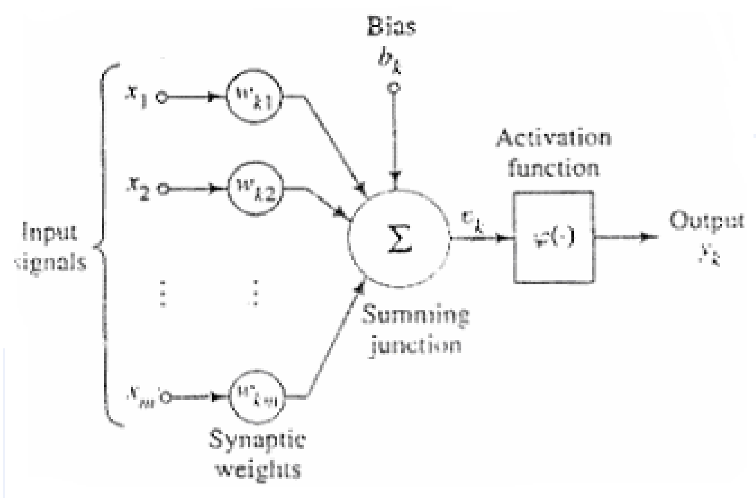
تستطيع العديد من الشبكات العصبونية الصنعية إيجاد الحل الأمثل للمسائل المقيدة ، وتستطيع شبكة الأوزان الثابتة حل هذا النوع من المسائل . والتي من أجلها يجب أن تكون قيود المسألة مقبولة ، حيث تتمكن الشبكة وفق هذه القيود الوصول إلى أقرب حل مثالي مقنع.

تصمم هذه الشبكات بحيث تكون فيها أوزان الترابطات ثابتة لتمثيل القيود وكمياتها لتنتج حلولاً مثلى أعظمية أو أصغرية.

4-8 توابع التنشيط الشائعة *Common Activation Functions*

تتضمن العملية الأساسية في تدريب الشبكة العصبونية الصنعية كما يبين الشكل (4–6) ، جميع إشارات الدخل المضروبة بالأوزان ثم تطبيق تابع التفعيل أو ما يسمى أيضاً تابع التنشيط أو تابع التحويل الذي يحد من خرج العصبون ويجب أن يمتلك الخواص التالية:

1- أن يكون تابعاً مستمراً.
2- قابلاً للاشتقاق .
3- مشتقه سهل الحساب .
4- أن يكون انسيابياً غير متناقص .



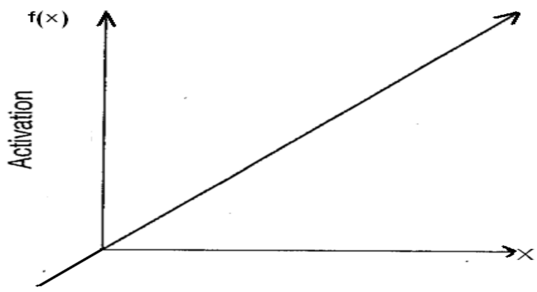
الشكل (4–6) العملية الأساسية في تدريب الشبكة العصبونية الصنعية

هناك عدة أنواع لتوابع التفعيل المستخدمة منها ما هو خطي ومنها لا خطي ويتم اختيار تابع التفعيل حسب نوع المسألة المدروسة .

1- تابع التطابق *Identity Function*

$$F(x)=x \qquad \text{for all } x \qquad (4\text{-}1)$$

وهو تابع خطي يستخدم في الشبكات وحيدة الطبقة لتحويل دخل الشبكة إلى شكل مناسب لإشارة الخرج وهو قيمة متغيرة ومستمرة ، يوضح الشكل (4–7) الشكل البياني لهذا التابع .



الشكل (4−7) تابع التطابق

2− تابع الخطوة الثنائي: *Binary Step Function*

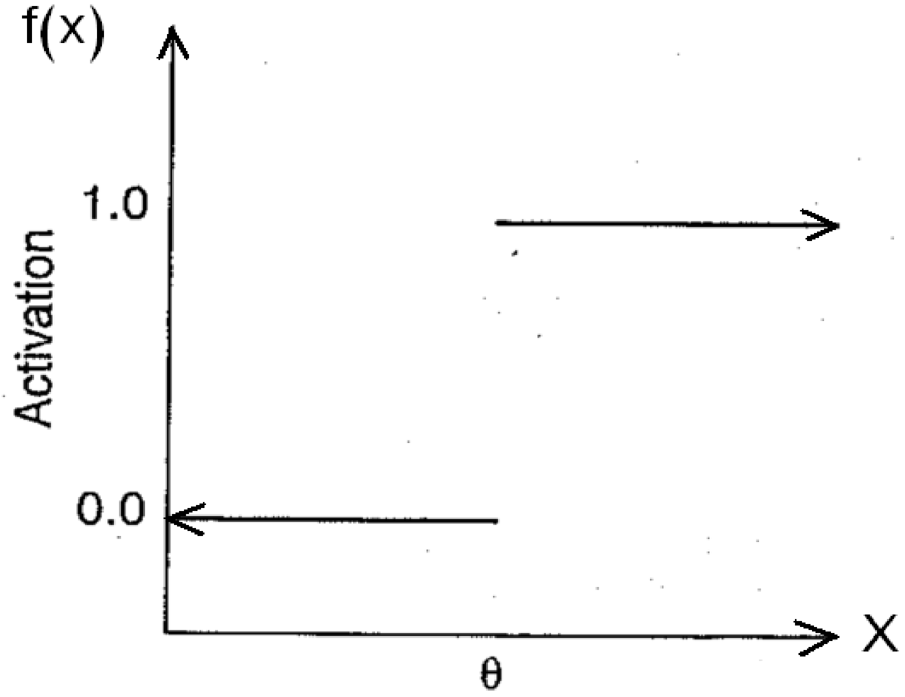
يستخدم تابع التنشيط ذو الخطوة الثنائية في الشبكات العصبونية الصنعية التي يكون الخرج فيها أعداداً في النظام الثنائي إما (0) (أي أن وحدة المعالجة مثبطة) أو (1) (أي أن وحدة المعالجة مفعلة) ، ويستخدم هذا التابع قيمة عتبة معينة تدعى (θ) تحدد فيما إذا كانت وحدة المعالجة ستفعّل أم لا . يوضح الشكل (4−8) الشكل البياني لهذا التابع . وتعطى معادلته بالشكل التالي:

$$f(x)=\begin{cases}1 & if\ x\geq\theta \\ 0 & if\ x\prec\theta\end{cases} \qquad (4-2)$$

حيث :

θ قيمة العتبة أو القيمة الحدية لوحدة الخرج .

X قيمة الدخل الصافي لوحدة المعالجة .



الشـــكل (4-8) تابع الخطوة الثنائي

3- تابع سيغمويد الثنائي : *Unipolar Sigmoid Function*

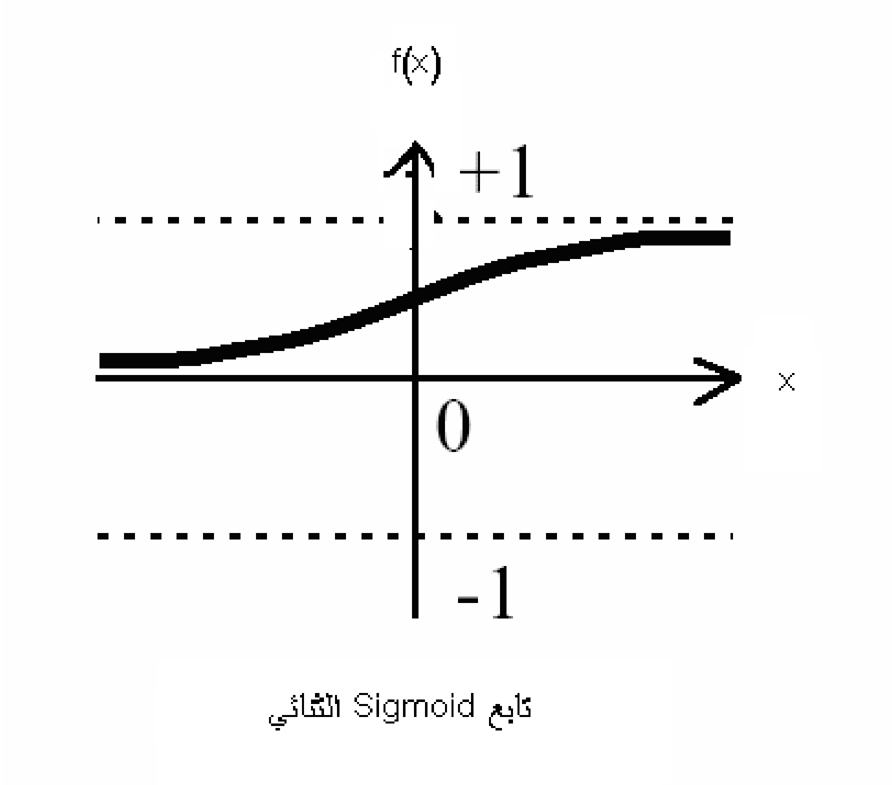
يعتبر من أكثر التوابع استخداماً في الشبكات ذات الانتشار الخلفي وذلك لامتلاكه مزايا خاصة ، منها وجود علاقة ربط بينه وبين مشتقه في نقطة معينة مما يخفف العبء عن الشبكة أثناء عملية التدريب من أجل معالجة الحسابات . وتقع قيم هذا التابع ضمن المجال [0 , 1] ، الشكل الرياضي لهذا التابع مبين بالعلاقة (4 -3) .

$$f(x) = \frac{1}{1+e^{-X}} \qquad (4\text{-}3)$$

X قيمة الدخل الصافي لوحدة المعالجة.
أما مشتق هذا التابع فيعطى بالعلاقة (4-4) .

$$f'(x) = f(x) \cdot [1 - f(x)] \qquad (4\text{-}4)$$

يوضح الشكل (4−9) المنحني البياني لهذا التابع.



الشكل (4−9) المنحني البياني لتابع سيغمويد الثنائي

4− تابع سيغمويد ثنائي القطبية: *Bipolar Sigmoid Function*

تقع قيم هذا التابع ضمن المجال [1 , 1-] ويتميز كذلك بسهولة اشتقاقه ووجود علاقة بينه وبين مشتقه في نقطة معينة مما يخفف العبء أيضاً عن الشبكة أثناء عملية التدريب ويعطى الشكل الرياضي لهذا التابع بالعلاقة (4−5) التالية :

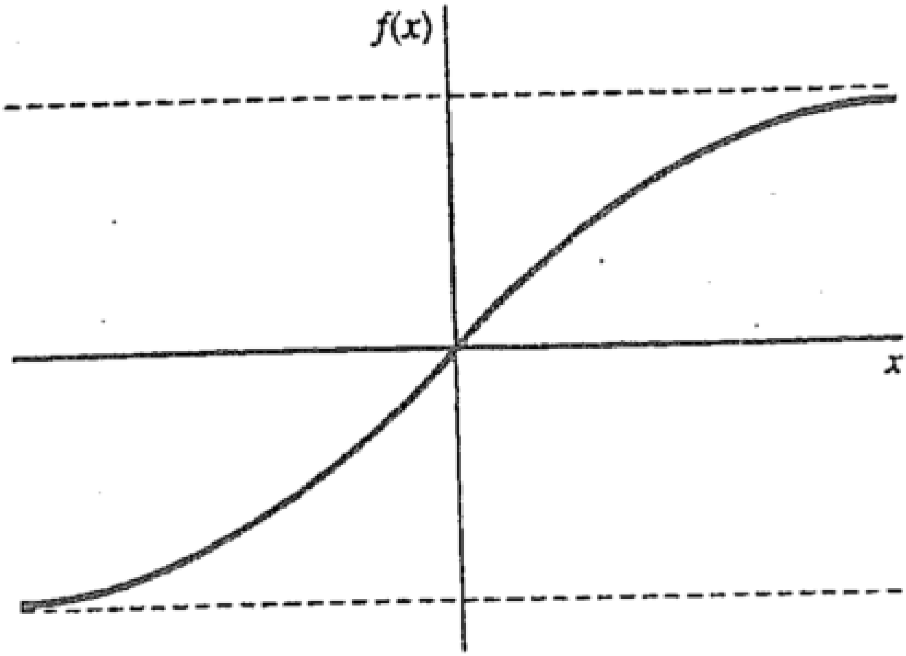
$$f(x)=\frac{1-e^{-X}}{1+e^{-X}} \qquad (4-5)$$

أما مشتقه فيعطى بالعلاقة (5−5) التالية :

$$f'(x)=[1+f(x)][1-f(x)] \qquad (4-6)$$

حيث **x** قيمة الدخل الصافي لوحدة المعالجة.

يبين الشكل (4− 10) المخطط البياني لتابع سيغمويد ثنائي القطبية .



الشكل (4− 10) تابع سيغمويد ثنائي القطبية

5− التابع اللوجستي: *The Logistic Function*

وهو تقريب مستمر لتابع الخطوة وطبيعته المستمرة سمحت باستخدام التكامل لاستنتاج قواعد تعلم الشبكات متعددة الطبقات وشبكات الـــ ***perceptron*** [13] .

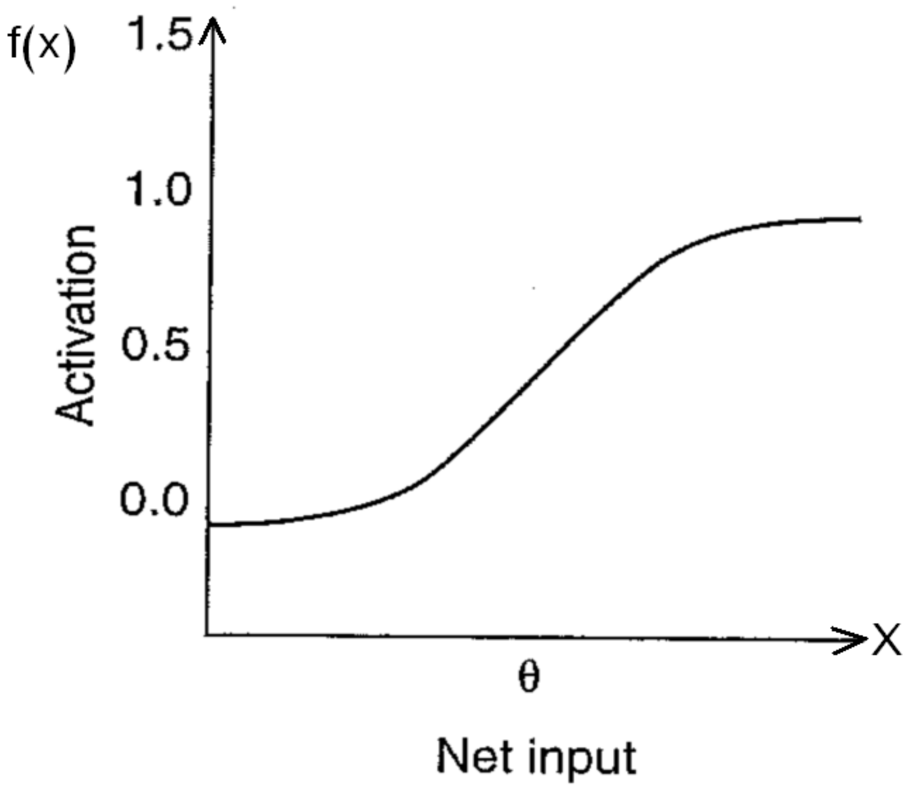
وتسمى وحدات المعالجة التي تستخدم هذا النوع من توابع التفعيل بأدوات الدمج (***Integration Devices***) ، تبين العلاقة (4− 7) التالية الشكل الرياضي لهذا التابع :

$$f(x)=\frac{1}{1+e^{-\left(X_J+\theta_J\right)}} \qquad (4-7)$$

$f(x)$ هو نشاط وحدة الخرج.

x الدخل الصافي لهذه الوحدة.

θ انحراف وحدة الخرج. ويوضح الشكل (4−11) التابع للوجستي.



الشكل (4−11) التابع اللوجستي.

6− تابع غوص : *Gaussian Function*

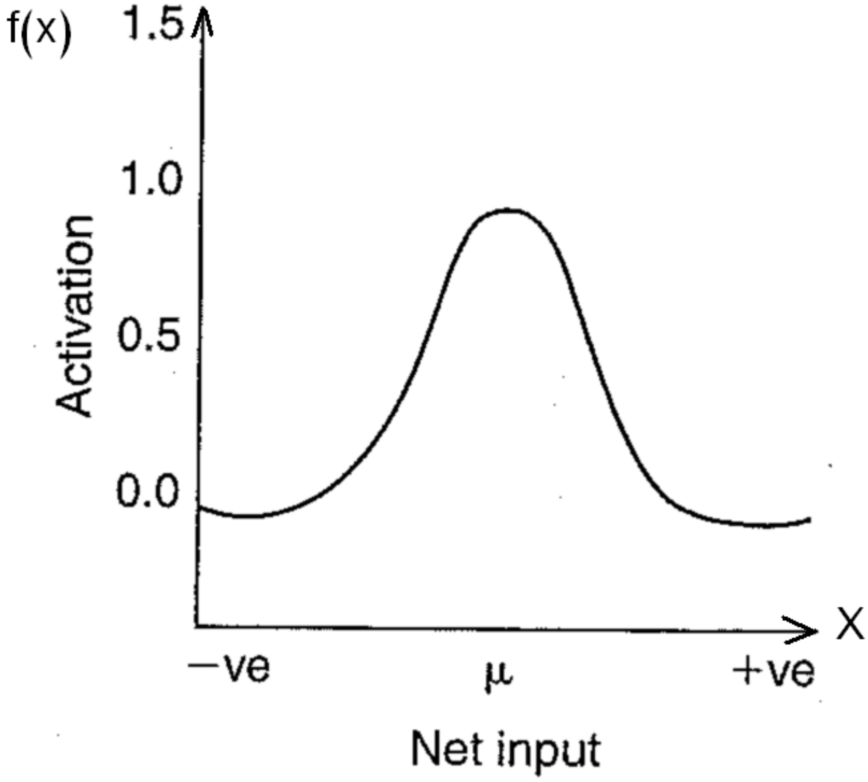
تبين العلاقة (4−8) معادلة تابع غوص الرياضية كالتالي :

$$f(x) = e^{-\pi (X-\mu_J)^2} \qquad (8-4)$$

$f(x)$ هو نشاط وحدة الخرج.

x الدخل الصافي لهذه الوحدة.

μ انحياز هذه الوحدة (قيمة الدخل الصافي التي تنتج في إحداث الوحدة نشاط أعظمي ، تسمى وحدات المعالجة التي تستخدم تابع تنشيط غوص بوحدات القيمة . الشكل البياني للتابع موضح في الشكل (4−12) .

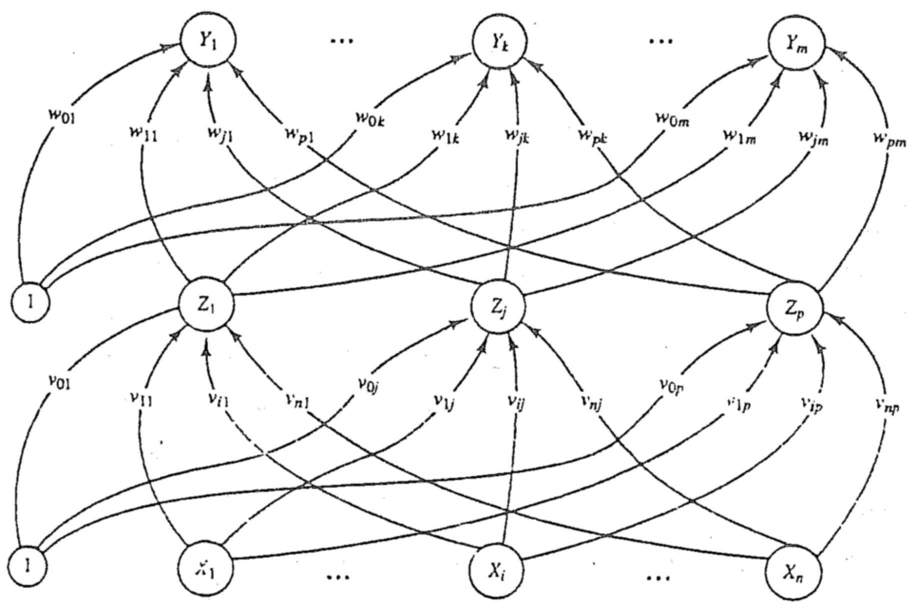


الشكل (4−12) تابع غوص

4−9 عامل الانحياز *Bias Factor*

يعتبر عامل الانحياز مشابها لوزن من الأوزان وإن إضافة وحدة انحياز إلى وحدات الدخل يغير من شكل تابع التفعيل . يعتبر بمثابة الحد الثابت في المعادلات الرياضية كثيرات الحدود والذي يساعد في حل تلك المعادلة بشكل أسهل وأسرع ، ففي حالات عدة يكون من الأفضل تزويد كل خلية من خلايا الشبكة العصبونية بانحياز قابل للتدريب حيث يفيد هذا الانحياز في تسريع عملية التدريب بشكل كبير.

إن عملية إضافة الانحياز إلى خوارزمية التدريب سهلة جداً حيث تتم إضافة خلية مع وزن مرافق يطبق على دخله القيمة (1) ويتم تدريب الوزن السابق بنفس الطريقة التي تتدرب بها بقية الأوزان ما عدا أن قيم الدخل المطبقة عليه هي دائماً (1) . يبين الشكل (4−13) شبكة عصبونية متعددة الطبقات حيث تتكون الطبقة الخفية من **(z)** وحدة ، ترفق عصبونات طبقة الخرج ووحدات الطبقة الخفية بانحيازات ، حيث يرمز الانحياز بالنسبة لوحدة الخرج $\mathbf{Y_k}$ بالرمز $\mathbf{W_{ok}}$ ، وبالنسبة لوحدات الطبقة الخفية $\mathbf{Z_j}$ بالرمز $\mathbf{V_{oj}}$.



الشكل (4−13) شرح لعوامل الانحياز في شبكة عصبونية بطبقة خفية واحدة

4−10 قواعد تعليم الشبكة العصبونية الصنعية
Learning Rules of Artificial Neural Network

ذكرنا سابقاً أن بنية الشبكات العصبونية مؤلفة من طبقة دخل ومن طبقة أو أكثر من الطبقات الخفية ومن طبقة خرج ومجموعة من أوزان الارتباط التي تربط وحدات كل طبقة مع وحدات الطبقة التي تليها .أوزان الارتباط هذه تمثل المعلومات الأولية التي ستتعلم بها الشبكة ، لذا لابد من تحديث الأوزان خلال مرحلة التدريب ، ومن أجل هذا التحديث تستعمل قواعد تعلم مختلفة حسب نوع الشبكة . سنورد هنا بعض الخوارزميات المستخدمة في تعليم الشبكات .

4−10−1 قاعدة *Hebb* في التعلم.

تعتبر قاعدة هيب (التعليم الارتباطي) أبسط أساليب التعلم وتساعد في حل المســائل ذات التوابع الخطية وتنص على قاعدة التعلم المقترحة من قبل العالم هيب (***Hebb***) على أنه " يحدث التعلم من خلال تعديل ترابطات المشابك أو قيم الأوزان ، فعلى سبيل المثال إذا تم الاتصال بين عصبونين وكانت فعاليتهما " *on*" في نفس اللحظة ، عند هذه اللحظة ستزداد

قيم الأوزان بين هذين العصبونين" والاقتراح الآخر الذي يمثل قاعدة هيب المحسنة " تزداد قيم الأوزان بين العصبونات غير الفعالة " *off* " في نفس اللحظة أيضاً" وتستخدم هذه القاعدة كونها تحسن القدرة الحسابية للشبكة وحيدة الطبقة (انتشار أمامي للإشارة *feedforward*) وتعطى علاقة تعديل الأوزان بالعلاقة(4−9) التالية :

$$W_i(\text{new}) = W_i(\text{old}) + X_i \cdot Y \qquad (4-9)$$

حيث أن :

$W_i(\text{new})$ قيمة الأوزان بعد التعديل .

$W_i(\text{old})$ قيمة الأوزان قبل التعديل .

X_i شعاع دخل التدريب .

Y شعاع خرج التدريب .

تقوم الشبكة العصبونية الصنعية التي تستخدم هذه القاعدة بافتراض قيم صفرية بدائية للأوزان ثم تقوم بتعديلها وفق العلاقة (4−9).

4−10−2 قاعدة الـ *Perceptron*

تنص هذه القاعدة على أنه " بشروط محددة خلال مرحلة التدريب يمكن أن تعدل الأوزان بحيث تتقارب نحو الأوزان الصحيحة والتي تسمح للشبكة بإعطاء الاستجابة الصحيحة من أجل كل عينات الدخل ".

هنا يتم تحديد قيم أولية للأوزان في بداية مرحلة التدريب وفق خوارزمية محددة.

ظهر صنف من شبكات الـ *Perceptron* تميزت ببنية التنظيم الذاتي لوحدات الشبكة وترابطاتها وكانت ذات قدرات أكبر من سابقاتها بالنسبة للحصول على النتائج الصحيحة خلال مرحلة التدريب . ويتم اختيار تابع التفعيل الثنائي بالنسبة للوحدة الخفية مع قيمة عتبة محددة ، ترسل الإشارة من الوحدات الخفية إلى وحدة الخرج على شكل إشارة ثنائية ممثلة بـ (0) أو (1) ، ثم تعدل الأوزان القادمة من الوحدات الخفية إلى وحدة الخرج وفق قاعدة الـ *Perceptron* في التعلم ومن أجل كل عينة تدريب ستسحب الشبكة استجابتها وعندها يتم تحديد الخطأ الذي ارتكبته الشبكة أثناء مرحلة التدريب بمقارنة قيمة الخرج المحسوب مع

الخرج الفعلي للشبكة . يتم تعديل الأوزان اعتماداً على الخطأ المرتكب باستخدام العلاقة (4-10) التالية:

$$W_i(new) = W_i(old) + a \cdot X_i \cdot Y \qquad (4-10)$$

حيث أن :

$W_i(new)$ قيمة الأوزان بعد التعديل .

$W_i(old)$ قيمة الأوزان قبل التعديل .

X_i شعاع دخل التدريب .

Y شعاع خرج التدريب .

a معدل التعلم $0 < a \le 1$.

تستمر الشبكة في تعلمها حتى تصبح قيم الخرج المحسوبة موافقة لقيم الخرج الفعلي وفي حال عدم حدوث خطأ فلن تعدل الأوزان [7] .

4-10-3 قاعدة دلتا (*Delta*) أو طريقة متوسط المربعات الصغرى (*LMS*)

تستخدم قاعدة دلتا من أجل الشبكات وحيدة الطبقة بخرج وحيد أو بعدة مخارج.

تقوم قاعدة التعلم دلتا بتقليل متوسط الخطأ التربيعي بين قيمة الخرج الناتجة وبين قيمة الخرج المطلوبة مما يسمح للشبكة بالاستمرار في التعليم على كل عينات التدريب حتى بعد توليد الخرج الصحيح لعدة عينات أخرى .

تعدل الأوزان والانحياز وفق العلاقات :

$$W_i(new) = W_i(old) + a \cdot X_i \cdot (t - y_i) \qquad (4-14)$$

$$b_i(new) = b_i(old) + a \cdot (t - y_i) \qquad (4-15)$$

$W_i(new)$ قيمة الأوزان بعد التعديل .

$W_i(old)$ قيمة الأوزان قبل التعديل .

$b_i(new)$ قيمة الانحياز بعد التعديل .

$b_i(old)$ قيمة الانحياز قبل التعديل .

X_i شعاع دخل التدريب .

Y_i دخل وحدة الخرج $Y_i = \sum_{i=1}^{n} x_i \cdot w_i$.

t قيمة الخرج الفعلي للشبكة .

a معدل التعلم $0 < a \le 1$.

$i = 1,2,\ldots n$ عدد وحدات الدخل .

4-10-4 قاعدة تعلم *Rosenblatt*

طور *Rosenblatt* (1962) قاعدة تعلم يمكن استخدامها عندما تستعمل وحدات الخرج تابع الخطوة ، منطق هذه القاعدة هو أن تعديلات أوزان الارتباط متوقفة على أداء الشبكة. ويعبر عن التغير المطلوب للوزن لربط وحدة الدخل i مع وحدة الخرج j بـالعلاقة (4-16) التالية :

$$\Delta W_{ij} = a \cdot X_i \cdot (t_j - o_j) \qquad (4-16)$$

حيث أن :

$(t_j - o_j)$ هو الخطأ المحسوب لوحدة الخرج j .

t_j الخرج الهدف .

o_j الخرج المحسوب الحالي لوحدة الخرج j .

ويعطى التغير المطلوب في حد العتبة θ_j لبعض وحدات الخرج j بالعلاقة (4-17) التالية :

$$\Delta \theta_j = a \cdot (t_j - o_j) \qquad (4-17)$$

5-10-4 قاعدة الانحدار التدريجي *Gradient Descent*

لقد عرف *Rumelhart, Hinton, and Williams* (1986a, 1986 b) الخطأ الكلي للشبكة التي وحدات خرجها هي أدوات دمج كمجموع الخطأ التربيعي E الموضح بالعلاقة (4-18) التالية :

$$E = \frac{1}{2}\sum\sum\left(t_{jp} - a_{jp}\right)^2 \qquad (4-18)$$

حيث t_{jp} هي النشاط الهدف لوحدة الخرج j عندما يقدم النموذج p .

هي a_{jp} النشاط الملحوظ لوحدة الخرج j عندما يقدم النموذج p .

ويعطى تعديل الوزن بالعلاقة (4-19) :

$$\Delta W_{ij} = a \cdot X_i \cdot (t_j - o_j) \cdot (1 - o_j) \cdot o_j \qquad (4-19)$$

ويعدل الانحراف بالعلاقة (4-20) :

$$\Delta \theta_j = a \cdot (t_j - o_j) \cdot (1 - o_j) \cdot o_j \qquad (4-20)$$

عند أي نقطة في مرحلة التعلم يمكن أن تمثل شبكة الـ *Perceptron* كنقطة وحيدة أو موضع على سطح ، تعطى إحداثيات الموضع بالقيم الحالية لكل أوزان الـ *Perceptron* وانحرافاتها . كل نقطة على هذا السطح لها ارتفاع يساوي قيمة الخطأ الكلي للشبكة ويمكن أن نتخيل التعلم كعملية تحرك الـ*Perceptron* على طول سطح الخطأ هذا مع البحث دائماً عن القيمة الصغرى للخطأ . وكل لحظة تغير فيها الـ *Perceptron* أوزان ارتباطها . تأخذ خطوة (أسفل التل) على سطح الخطأ متحركة نحو الموضوع الذي لديه ارتفاع أخفض (قيمة خطأ أدنى) ويحدد حجم الخطوة المأخوذة بحجم معدل التعلم .

4-10-6 قاعدة تعلم *Dawson – Schobflocher*

إن قاعدة التعليم التي طورها ***Dawson*** تستخدم لتدريب الشبكات التي وحدات خرجها هي وحدات قيمة أي تستخدم تابع تنشيط غوص.وقد اختلفت عن قاعدة ***Gradient Descent*** فقط بناحيتين :

الأولى: أنها استخدمت المشتق الأول لمعادلة غوص بدلاً من المشتق الأول للتابع اللوجستي.

الثانية: أنها استخدمت تعبيراً مطولاً لخطأ وحدة الخرج الذي تضمن عنصراً مساعداً لم يكن موجوداً في قاعدة الانحدار التدريجي التقليدية . حيث استخدم صيغة موسعة لحساب الخطأ مبينة بالعلاقة (4−21) التالية:

$$E = \frac{1}{2}\sum\sum\left(\mathrm{t}_{\mathrm{jp}} - \mathrm{a}_{\mathrm{jp}}\right)^2 + \frac{1}{2}\sum\sum t_{jp}(net_{jp} - \mu_j)^2 \qquad (4-21)$$

μ_j انحياز الوحدة .

ويتم تعديل قيم الأوزان حسب العلاقة (4−22) :

$$\Delta \mathrm{W}_{\mathrm{ij}} = a \cdot \mathrm{X}_{\mathrm{i}} \cdot (\delta_{\mathrm{j}} - \in_{\mathrm{j}}) \qquad (4-22)$$

حيث :

$$\delta_{\mathrm{j}} = (t_{\mathrm{j}} - o_{\mathrm{j}})(-2\pi(net_j)(\exp(-\pi(net_j - \mu_j)^2))) \qquad (4-23)$$

$$\in_j = t_j \cdot (net_{\mathrm{j}} - \mu_{\mathrm{j}}) \qquad (4-24)$$

4−10−7 قاعدة التعلم التنافسية. *Competitive Learning Rule*

تندرج هذه القاعدة ضمن التعلم غير المراقب ، وتستخدم في شبكات الطبقة التزاحمية (التنافسية) المذكورة سابقاً ويبنى التعلم على مبدأ أن أحد العصبونات في طبقة الخرج وليكن العصبون m له استجابة أكبر بالنسبة لشعاع الإدخالات وندعوه بالعصبون الفائز.

مصفوفة الأوزان هي : $\mathrm{W}_{\mathrm{m}} = [W_{m1}\ W_{m2} \cdots\cdots W_{mm}]$

والتغير المطبق على مصفوفة الأوزان هو:

$$\Delta \mathrm{W}_{\mathrm{m}} = a \cdot \mathrm{X} \cdot (X - W_m) \qquad (4-25)$$

والتغير المطبق على وزن واحد هو:

$$\Delta W_{mj} = a \cdot X_j \cdot (X - W_{mj}) \qquad (4-26)$$

$$1 \geq j \leq n$$

علماً بأن اختيار العصبون الفائز يبنى على المعيار التالي:

يتم اختيار العصبون الذي يملك قيمة الاستثارة الأكبر من بين p عصبون واقع في طبقة الخرج حسب العلاقة (4-27) التالية :

$$W_m^t \cdot X = \max(X \cdot W_i^t) \qquad (4-27)$$

$$1 \geq i \leq n$$

4-11 معدل الخطأ الأصغري للتدريب والاختبار

Training and Testing Minimum Error

تعتمد البرامج التي يتم الاستعانة بها لتدريب واختبار الشبكات العصبونية الصنعية عدة أنواع من معدل الخطأ الأصغري ، الذي يعتبر في غاية الأهمية لأنه المعيار الذي يحدد اختيار الشبكة العصبونية الصنعية المثلى ويمكن أن يتم اعتماد أحد الأنواع التالية لمعدل الخطأ التي تحسب بالعلاقات (4-28)-(4-29)-(4-30) :

1- متوسط مربعات الأخطاء (*MSE*) *Mean Squared Error* .

2- جذور متوسطات مربعات الأخطاء (*RMSE*) *Root Mean Squared Error* .

3- الخطأ المتوسط المطلق (*MAE*) *Mean Absolute Error* .

$$\text{MSE} = \frac{\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{m}(O_{ij} - T_{ij})^2}{n} \qquad (4-28)$$

$$\text{RMAE} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{m}(O_{ij} - T_{ij})^2}{n}} \qquad (4-29)$$

$$\text{MAE} = \frac{\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{m}\left|O_{ij} - T_{ij}\right|}{n} \qquad (4-30)$$

حيث :

n عدد الإدخالات أي عدد أزواج التدريب .

m عدد مركبات شعاع الخرج .

O_{ij} الخرج الناتج للعصبون j والذي أنتجته الشبكة .

T_{ij} الخرج الحقيقي للعصبون j الموافق لشعاع الدخل المقدم للشبكة من أجل كل عينة من عينات التدريب .

12-4 خوارزمية التدريب: *Training Algorithm*

يمكن استخدام أياً من التوابع المعرفة سابقاً في تدريب شبكة الانتشار الخلفي، حيث يلعب شكل المعطيات (خاصة قيم الخرج الفعلي) دوراً هاماً في اختيار التابع المناسب.

نلاحظ أنه بسبب العلاقة البسيطة بين قيمة تابع التنشيط ومشتقه ، فإنه لا نحتاج حسابات إضافية للقيم الأساسية وذلك لحساب المشتقات المطلوبة خلال طور الانتشار العكسي للخوارزمية.

وفيما يلي خطوات الخوارزمية لشبكة تحوي طبقة خفية واحدة :

الخطوة 1: تهيئة الأوزان (وضعها بقيم عشوائية صغيرة).

الخطوة 2: طالما أن شرط التوقف لم يتحقق بعد نفذ الخطوات من 3 – 10 .

الخطوة 3: من أجل كل زوج تدريب نفذ الخطوات من 4 – 9 .

طور الانتشار الأمامي (التغذية بالاتجاه الأمامي) *Feed Forword*

الخطوة 4: تستقبل كل وحدة دخل $X_i : (i = 1,\cdots\cdots n)$ إشارة دخلها X_i ثم تنشرها إلى جميع وحدات الطبقة الخفية.

الخطوة 5: تجمع كل وحدة خفية $Z_j : (j = 1,\cdots\cdots p)$ قيم وإشارات دخلها الموزونة كما يلي:

$$Z_in_j = v_{oj} + \sum_{i=1}^{n} x_i \cdot v_{ij} \qquad (4-32)$$

حيث:

v_{oj} الانحياز على الوحدة الخفية ذات الدليل j .

Z_in_j دخل الطبقة الخفية j

v_{ij} الوزن بين الوحدة الخفية j ووحدة الدخل i.

بعد ذلك يطبق تابع تنشيطها لتحسب إشارة خرجها (قيمة الخرج).

$$Z_J = f(Z_in_j) \qquad (4-32)$$

وترسل قيمة التنشيط إلى جميع وحدات الطبقة الأعلى (طبقة الخرج).

الخطوة 6 : تجمع كل وحدة خرج $Y_k : (k = 1,\cdots\cdots m)$ إشارات دخلها الموزونة كما يلي :

$$Y_in_k = w_{ok} + \sum_{j=1}^{p} Z_J \cdot w_{jk} \qquad (4-33)$$

w_{ok} الانحياز على وحدة الخرج ذات الدليل n .

بعد ذلك تطبق تابع التنشيط لحساب إشارة خرجها أي:

$$y_k = f(y_in_k) \qquad (4-34)$$

مرحلة الانتشار الخلفي للخطأ *Back propagation of Error*

الخطوة 7: تستقبل كل وحدة من وحدات طبقة الخرج $Y_k : (k = 1,\cdots\cdots m)$ العينة الهدف (المرغوبة) المقابلة لعينة تدريب الدخل ، بعدئذ يتم حساب حد معلومات الخطأ لها:

$$\delta_k = (t_k - y_k) \cdot f'(y_in_k) \qquad (4-35)$$

ثم يتم حساب حد تصحيح أوزانها (المستخدم لتحديث الوزن w_{jk} لاحقاً).

$$\Delta w_{jk} = a \cdot \delta_k \cdot z_j \qquad (4-36)$$

حيث أن : a معدل التعلم وهو ثابت موجب يقع ضمن المجال [1,0] ويعبر عن مقدار الخطوة ضمن سطح الخطأ بهدف الوصول إلى الخطأ الأصغري العام والشامل وتجنب نهايات الأخطاء المحلية.

وحساب حد تصحيح انحيازها (المستخدم لتحديث الوزن w_{ok} لاحقاً).

$$\Delta w_{ok} = a \cdot \delta_k \qquad (4-37)$$

ومن ثم ترسل δ_k إلى الوحدات في الطبقة أدناه.

الخطوة 8: تجمع كل وحدة في الطبقة الخفية $Z_j : (j = 1,\cdots\cdots p)$ إشارات الـــ δ من الوحدات في الطبقة الأعلى كما يلي:

$$\delta_in_j = \sum_{k=1}^{m} \delta_k \cdot w_{jk} \qquad (4-38)$$

ومن ثم تضرب هذه القيمة مع مشتق تابع تنشيطها لحساب حد معلومات خطئها كما يلي:

$$\delta_j = \delta_in_j \cdot f'(z_in_j) \qquad (4-39)$$

ثم يحسب حد تصحيح أوزانها (المستخدم لتحديث الأوزان v_{ij} لاحقاً) وفق العلاقة (4-40) التالية :

$$\Delta v_{ij} = a \cdot \delta_j \cdot x_i \qquad (4-40)$$

ويحسب حد تصحيح انحيازها (المستخدم لتحديث الوزن v_{oj} لاحقاً) .

$$\Delta v_{oj} = a \cdot \delta_j \qquad (4-41)$$

مرحلة تحديث الأوزان والانحيازات *Weights & Biases Update*

الخطوة 9: تحدث كل وحدة خرج $(k = 1, \cdots\cdots m)$: Y_k انحيازها وأوزانها كما يلي:

$$w_{jk}(new) = w_{jk}(old) + \Delta w_{jk} \qquad (4-42)$$

$$(j = 0, \cdots\cdots p)$$

وتحدث الأوزان والانحيازات بالنسبة لكل وحدة خفية كما يلي:

$$v_{ij}(new) = v_{ij}(old) + \Delta v_{ij} \qquad (4-43)$$

الخطوة 10 : اختبار شرط التوقف أي حساب الخطأ E .

$$E = \frac{1}{2}\sum_{k=1}^{m} \delta_k^2 \qquad (4-44)$$

تعمل الخوارزمية السابقة على تحديث الأوزان بعد أن تقدم كل عينة تدريب ويعد تحديث الأوزان على دفعات الأسلوب الشائع الاستخدام ، والذي يتم فيه تحديث الأوزان بعد تراكم عدد من عينات التدريب (أي يكون قد تم تقديم عدد من النماذج) قبل إجراء عملية التحديث.

تعتمد شبكات الانتشار الخلفي في خوارزمياتها على القواعد الرياضية المعروفة باسم الانحدار التدريجي (*Gradient Descent*) إن تدرج التابـــع (في هذه الحالة للتابع هو الخطأ E والمتحولات هم أوزان الشبكة) .

نلاحظ من المعادلة (4−35) أن تغير الوزن هو مقدار يتعلق بمشتق تابع التنشيط المطبق f' لذلك فإنه لحساب مقدار تغير الوزن Δw_{jk} يجب أن يكون تابع التنشيط المستخدم f قابل للاشتقاق، لهذا من غير المفيد استخدام التوابع التي تعطي باشتقاقها قيم صفرية .

وقد تم التحدث سابقاً عن أنواع هذه التوابع .

تتغير قيم الأوزان بعد كل دورة (بعد تقديم نماذج التدريب) حيث يتم تجميع جميع قيم الأخطاء الناتجة عن كل أزواج التدريب ومن ثم تأتي عملية تعديل الأوزان وذلك في نهاية كل دورة ويعطى الخطأ الناتج عندها بالعلاقة (4−45) :

$$E = \sum_{p=1}^{p} E_p \qquad (4-45)$$

حيث p : عدد أزواج التدريب.

وتعاد العملية " الدورات " حتى تصل قيمة الخطأ الكلي إلى قيمة مقبولة محددة قبل البدء بعملية التدريب.

من الملاحظ أن عملية التدريب تحتاج في كل دورة إلى تخزين كمية كبيرة من المعلومات وأن عدد الدورات اللازمة لتدريب الشبكة غالباً ما يكون عدد كبير نسبياً فإنه بالنتيجة نحتاج إلى تخزين كمية كبيرة جداً من المعلومات خلال مرحلة تدريب الشبكة، أي نحتاج إلى حجم فارغ كبير على القرص الصلب الخاص بالحاسب الذي تتم عليه عملية تدريب الشبكة.

أيضاً يجب أن يتم تقديم أزواج التدريب بشكل عشوائي أي لا يتم تدريب الشبكة بواسطة أزواج متشابهة من صنف معين ومن ثم الانتقال إلى صنف آخر لأن الشبكة لن تكونن قادرة بعد انتهاء عملية التدريب من إعطاء نتائج صحيحة موافقة لمعطيات دخل جديدة لم تكن قد تدربت عليها سابقاً [7] .

مرحلة الاختبار: *Testing Stage*

يقصد بعملية الاختبار وصول الشبكة إلى حالة التعميم *Generalization* وهي سمة أساسية للشبكات العصبية المتعددة الطبقات [15] وهي (الحالة التي تصبح فيها الشبكة قادرة على أن تقوم بالمعرفة والتنبؤ بنتائج جديدة لعينات لم تتدرب عليها سابقاً وإعطاء نتائج صحيحة ودقيقة، وكذلك رفع كفاءة قدرة التعلم للشبكة باستخدام الأمثلة الجديدة حيث أن الشبكة تضيفها إلى العينات السابقة لتطوير أداءها على التنبؤ).

عند الوصول إلى هذه المرحلة يمكن وضع الشبكة قيد الاستثمار ولهذا فإن مرحلة اختبار الشبكة مرحلة شديدة الأهمية حيث يتم اختبار الشبكة على نماذج من العينة لم تتدرب عليها من قبل وتكون نسبة نماذج الاختبار حوالي (% 15 −10) من عدد عينات التدريب.

بعد إنهاء مرحلة التدريب فإن الشبكة العصبونية ذات الانتشار العكسي يتم تطبيقها باستخدام طور التغذية في الاتجاه الأمامي فقط لخوارزمية التدريب. وتكون طريقة التطبيق على الشكل التالي:

الخطوة 1: تهيئة الأوزان (من خوارزمية التدريب) أي انطلاقاً من الأوزان النهائية التي تم التوصل لها في مرحلة التدريب.

الخطوة 2: من أجل كل شعاع دخل نفذ الخطوات من 3−5.

الخطوة 3: $For\ i = 1 \cdots\cdots n$ عندئذ يتم تنشيط وحدة الدخل بالقيمة X_i .

الخطوة 4: $For\ \ j = 1 \cdots\cdots p$ احسب :

$$Z_in_j = v_{oj} + \sum_{i=1}^{n} x_i \cdot v_{ij}$$

$$Z_J = f(Z_in_j)$$

الخطوة 5: $For\ k = 1 \cdots\cdots m$ احسب :

$$Y_in_k = w_{ok} + \sum_{j=1}^{p} Z_J \cdot w_{jk}$$

$$y_k = f(y_in_k)$$

إذا كانت قيمة الخطأ الناتج عن عملية الاختبار تقع ضمن الخطأ المحدد قبل إجراء تلك العملية عندها يمكن اعتبار الشبكة قد تدربت واختبرت بشكل جيد وبالتالي يمكن وضعها قيد الاستثمار أما إذا كان الخطأ لا يتوافق مع الخطأ المحدد المسموح به تكون الشبكة قد خزنت فقط البيانات المقدمة لها (بيانات التدريب) ودخلت طور التذكر فقد (*Memorize*) .

وتميز فقط عينات التدريب ولا تميز أي معطيات جديدة وغالباً ما تحدث عملية الحفظ أو التذكر في حال تمت عملية تدريب الشبكة على عدد قليل من نماذج الإدخال.

4-13 تحديد حجم الشبكة: *Determination of Network Size*

إن تحديد حجم الشبكة يعني تحديد عدد نماذج التدريب وتحديد عناصر طبقة الدخل (عدد الوحدات) وعدد عناصر طبقة الخرج وعدد الطبقات الخفية وعدد الوحدات ضمن كل طبقة خفية.

- إن عدد نماذج التدريب يتعلق بطبيعة المسألة ومدى توفر المعلومات عنها . يمكن حساب هذا العدد بشكل تقريبي ضمن المجال [من ضعفي مجموع عدد الوحدات في جميع الطبقات إلى عشرة أضعاف مجموع تلك الوحدات]

وبشكل عام كلما ازداد عدد نماذج التدريب كلما أصبحت الشبكة قادرة على التعميم .

- إن عدد وحدات طبقة الدخل مرتبط بطبيعة المسألة ونوع المعطيات (رقمية أو رمزية أو صور) فهي تتعلق بالعوامل المؤثرة على تلك المسألة حيث أن كل وحدة دخل تعبر عن واحد من تلك العوامل.

- يتحدد عدد وحدات طبقة الخرج حسب الخرج المطلوب من الشبكة ونوعه، فإذا كان الخرج المطلوب هو قيمة عددية يعبر عنه بوحدة واحدة وإذا كان الخرج صورة فإن كل بكسل يعبر عنه بوحدة.
- بشكل عام إن شبكة مكونة من طبقة خفية واحدة تعتبر كافية لحل أغلب المسائل و هناك مسائل يكون حلها أسهل باستخدام طبقتين خفيتين.

- لا يوجد قاعدة ثابتة لتحديد عدد وحدات الطبقة الخفية بل يحدد هذا العدد بالخبرة والتجريب وهناك عدة اقتراحات تساعد في تحديده.

الاقتراح الأول:

عدد وحدات الطبقة الخفية = ⅔ (عدد الإدخالات + عدد الإخراجات) [22] .

الاقتراح الثاني: قاعدة Thumb

نفترض عدد الوحدات الخفية بعدد وحدات الدخل ثم نحاول أن ندرب الشبكة على المسألة إذا تعلمت الشبكة المسألة بسرعة عندها ننقص عدد الوحدات الخفية وندرب مرة ثانية، نكرر هذه العملية حتى نجد الشبكة الأصغر التي تتقارب إلى الحل بشكل جيد [13] .

الاقتراح الثالث:

اختيار عدد يقع ضمن المجال (max-min) حيث :

العدد الأصغري min = (1/10(عدد العينات) – عدد وحدات طبقة الدخل – عدد وحدات طبقة الخرج) .

العدد الأعظمي max = (1/20 (عدد العينات) – عدد وحدات طبقة الدخل – عدد وحدات طبقة الخرج) [22] .

كما يوجد طرق أخرى تجريبية يقترح بعضها البدء بشبكة تملك عدد صغير من الوحدات الخفية ثم إضافة وحدات خفية إلى الشبكة حتى يتحسن أداءها.

بينما يقترح بعضها الآخر البدء بشبكة تملك أكبر عدد من الوحدات الخفية ثم البدء بتقليل هذه الوحدات حتى يدل أداء الشبكة أن التقليل يجب أن يتوقف.

بشكل عام يجب الوصول إلى شبكة تحل المسألة بأقل عدد ممكن من الوحدات الخفية لذلك يجب أن لا يتم اللجوء لزيادة عدد العصبونات في الطبقة الخفية بهدف الحصول على تدريب أسرع وإنما يتم اللجوء لهذا الإجراء إذا عجزت الشبكة عن التقارب للحل.

4-14 استخدامات الشبكات العصبونية الصنعية:
Artificial Neural Network Applications

يعد حقل دراسة الشبكات العصبونية الصنعية حقل متشعب جداً من ناحيتي التطوير والتطبيق وقد بدء بتطبيق اقتراحات الباحثين في مجال الشبكات العصبونية الصنعية على العديد من المجالات، والتطبيقات التي سنوردها الآن ما هي إلا بعض الذي حققه الباحثون في مجال الشبكات العصبونية الصنعية والتي تبشر بمستقبل واعد [7] :

1- تمييز أو تصنيف العينات [18].
2- مجال الطب وتشخيص الأمراض كأن تستعمل الشبكات العصبونية في مجال الكشف الطبي لمرض سرطان الثدي مثلاً.
3- مجال تمييز الكلام[19].
4- تطبيقات تحليل الصور[22].
5- تستعمل الشبكات العصبونية في مجال اكتشاف أعطال الأجهزة (سواء كانت هذه الأجهزة سيارات ، أم كمبيوترات ، ......الخ).
6- تستعمل الشبكات العصبونية للتعرف على هوية الشخص من خلال (بصمة قزحية العين، أو بصمة الصوت، بصمة الوجه، بصمة الإصبع، التعرف على بصمة الخط العربي).
7- التطبيقات الاقتصادية والمالية:

- استعمال الشبكات العصبونية في نظام لتحليل البيانات المالية.
- استعمال الشبكات العصبونية في نظام التحليل الفني.
- استعمال الشبكات العصبونية في نظام دراسة الجدوى الاقتصادية.
- استعمال الشبكات العصبونية في نظام التنبؤ لجدوى المشاريع الاقتصادية.
- استعمال الشبكات العصبونية في نظام تنبؤ لأرباح شركة لفترة زمنية معينة.
- استعمال الشبكات العصبية في دراسة التغيرات في الأسواق المالية.
- وفي مجال الهندسة المدنية استخدمت الشبكات العصبية الصنعية في حل العديد من المسائل التي تم ذكر بعضها سابقاً.

4-15 المسائل غير الملائمة للشبكات العصبونية:

من المهم جداً أن نفهم أن الشبكات العصبونية هي مجرد جزء من برنامج أكبر، في كل الحالات تقريباً لا يكتب البرنامج الكامل كشبكة عصبونية فقط.

البرامج التي تسهل كتابتها كجداول تدفقية هي مثال عن البرامج غير الملائمة للشبكات العصبونية إذا كان لدينا برنامج يتألف من خطوات محددة بشكل واضح فإن تقنيات البرمجة العادية ستكون كافية ، من الأمور الأخرى التي يجب أخذها بعين الاعتبار هي احتمال أن يتغير منطق البرنامج فيما بعد.

إن قدرة الشبكة العصبونية على التعلم هي إحدى أهم مزايا الشبكات العصبونية إذا كانت الخوارزمية التي نستخدمها لحل برنامجنا ذات قواعد ثابتة فمن غير الضروري أن نستخدم الشبكات العصبونية بل قد يكون من الضار لهذا البرنامج أن تحاول الشبكة أن تحسّن الحل وتبدأ بالابتعاد عن الخرج المتوقع لهذا البرنامج [8].

أي أن الشبكات العصبونية الصنعية غير ملائمة لحل المسائل التي يتوجب فيها معرفة طريقة إيجاد الحل تماماً فالشبكة العصبونية يمكن أن تصبح ماهرة جداً في حل المسألة التي تدربت على حلـــها ولكنها لا تملك القدرة على تفسير منطقها (آلية تفكيرها).

ملخص الفصل : *Summary*

تم في هذا الفصل تقديم دراسة نظرية عن الشبكات العصبونية الصنعية من حيث مفهومها وبنيتها وكيفية تحديد هيكليتها مع التطرق لأنواعها وأنواع توابع التفعيل المستخدمة من خلالها وقواعد التعلم وخوارزميات التدريب التي تستعين بها الشبكات العصبونية الصنعية أثناء التدريب ، مع ذكر بعض المجالات التي استخدمت الشبكات العصبونية الصنعية في تطبيقاتها .

الفصل الخامس

بناء الشبكة العصبونية الصنعية المثلى

Building Model Artificial Neural Networks

5-1 مقدمة *Introduction*

إن عملية تحديد الشبكة العصبونية الصنعية المثلى هي عملية شاقة وتتطلب جهداً كبيراً لأننا نحتاج أولاً تحديد العوامل المؤثرة على النتيجة الهدف والتي هي في بحثنا (مقاومة

البيتون على الضغط) المأخوذة في الدراسة ثم نحتاج لتحديد كثير من العوامل عن طريق المحاولة والخطأ وهذه العوامل هي:

1- عدد الطبقات الخفية.

2- عدد العصبونات في كل طبقة خفية.

3- معدل التعلم لكل طبقة خفية.

4- تابع التفعيل لكل طبقة.

5-2 البيانات المستخدمة في الدراسة *Studying Data*

في هذا البحث تم بناء شبكتين عصبونيتين صنعيتين تعتمد كل منهما على نوع مختلف من عينات التدريب والاختبار حيث تعتمد الشبكة الأولى على عينات مأخوذة من أرشيف الأبحاث العلمية[9] ، بهدف الاستفادة من كثرة عينات التدريب في حين تعتمد الشبكة العصبونية الصنعية الثانية على عينات مأخوذة من مخبر مواد البناء، كلية الهندسة المدنية، جامعة البعث [1]، ومن مخبر البيتون، كلية الهندسة المدينة، جامعة دمشق [2]، بهدف استخدام عينات محلية تدرس أكبر قدر ممكن من العوامل المؤثرة على مقاومة البيتون على الضغط وذات موثوقية.

5-3 البرنامج المستخدم في الدراسة *Studying Program*

يوجد العديد من لغات البرمجة والبرامج المطورة المتاحة للاستخدام في عملية بناء وتطوير الشبكات العصبونية الصنعيـــة . وقد تمت دراسة عدة برامج في هذا المجال وتم اختيار الأنسب منها.

تم ملاحظة أن العديد من هذه البرامج المطروحة على شبكة الانترنيت هي برامج غير موثوقة بعضها يحوي نقص ما ومنها مدموغ بنسخة تجريبية من قبل المصمم بهدف حث من يريد الاستفادة منها على شراء نسخ أصلية.

وكانت البرامج التي قمنا بدراستها وتجريبها:

برنامج *James* [10] .

برنامج *Rosenblatt* [11] .

برنامج *Rumelhart* [12] .

برنامج *Neuro Solulations* [18] .

برنامج *Java NNs* [19] .

برنامج *Brain Maker* [22] .

وبالنهاية استعنا ببرنامج *Brain Maker* كأداة مساعدة لتدريب الشبكة العصبونية واختبارها واختيار الشبكة العصبونية المثلى.

يستطيع هذا البرنامج قراءة ملفات عينات التدريب والاختبار المكتوبة في برنامج ضمن *Microsoft Excel* وهناك مرونة في تحديد متغيرات الشبكة العصبونية الصنعية عن طريق قوائم البرنامج فهناك نوافذ محددة لاختيار عدد الطبقات الخفية ، عدد العصبونات في كل طبقة خفية ، معدل التعلم لكل طبقة معالجة ، تابع التفعيل لكل طبقة معالجة ، وعدد الدورات المستخدم في التدريب ، والحد المسموح به للخطأ.

5-3-1 بنية البرنامج المستخدم في الدراسة
Studying Program Architecture

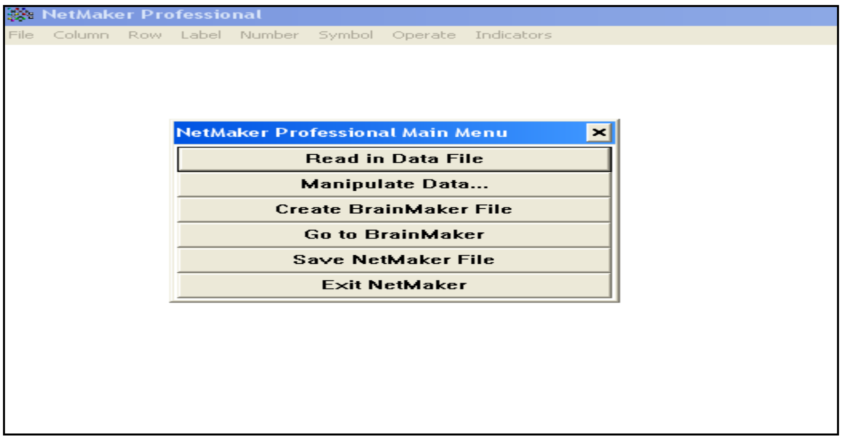
يبين الجدول (5-1) مثال عن جزء من عينات التدريب بعد كتابتها ومعالجتها ببرنامج *Microsoft Excel* لنقوم بقراءتها من قبل البرنامج .

كما يبين الشكل (5-1) كيفية فتح الملف من قبل البرنامج عن طريق أخذ الخيار *Read in Data File* ثم نختار الملف من المسار الذي قمنا بتخزين الملف به.
ويبين الشكل (5-2) تسمية البيانات من قبل البرنامج عن طريق أخذ الخيار *Manipulate Data* وتمييز البيانات من عمود رقم العينة على أنه *Annote* أي لايستخدم في عملية التدريب وأعمدة العوامل المؤثرة على أنها *Inputs* وعمود القيمة الهدف (مقاومة الخلطة البيتونية على الضغط) على أنها *Pattern* .

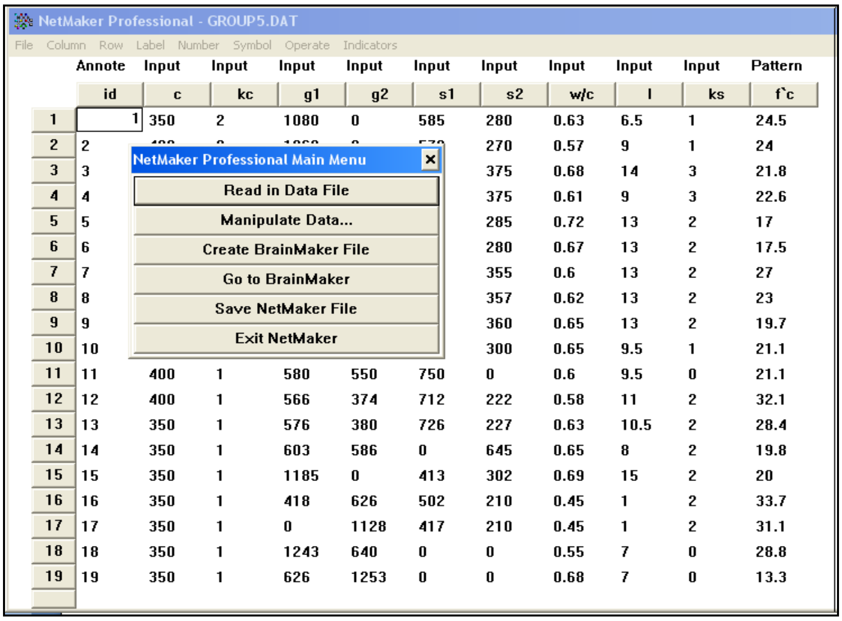
الجدول (5-1) جزء من عينات التدريب .

id	c	kc	g1	g2	s1	s2	w/c	l	ks	f`c

1	350	2	108	0	585	280	0.63	6.5	1	24.5
2	400	2	106	0	570	270	0.57	9	1	24
3	350	1	485	485	580	375	0.68	14	3	21.8
4	350	1	970	0	580	375	0.61	9	3	22.6
5	300	1	550	550	590	285	0.72	13	2	17
6	350	1	535	535	580	280	0.67	13	2	17.5
7	350	3	585	585	405	355	0.6	13	2	27
8	325	3	595	595	408	357	0.62	13	2	23
9	300	3	600	600	310	360	0.65	13	2	19.7
10	35	1	600	600	325	300	0.65	9.5	1	21.1
11	400	1	580	550	750	0	0.6	9.5	0	21.1
12	400	1	566	374	712	222	0.58	11	2	32.1
13	350	1	576	380	726	227	0.63	10.	2	28.4
14	350	1	603	586	0	645	0.65	8	2	19.8
15	350	1	118	0	413	302	0.69	15	2	20
16	350	1	418	626	502	210	0.45	1	2	33.7
17	350	1	0	112	417	210	0.45	1	2	31.1
18	350	1	124	640	0	0	0.55	7	0	28.8
19	350	1	626	125	0	0	0.68	7	0	13.3

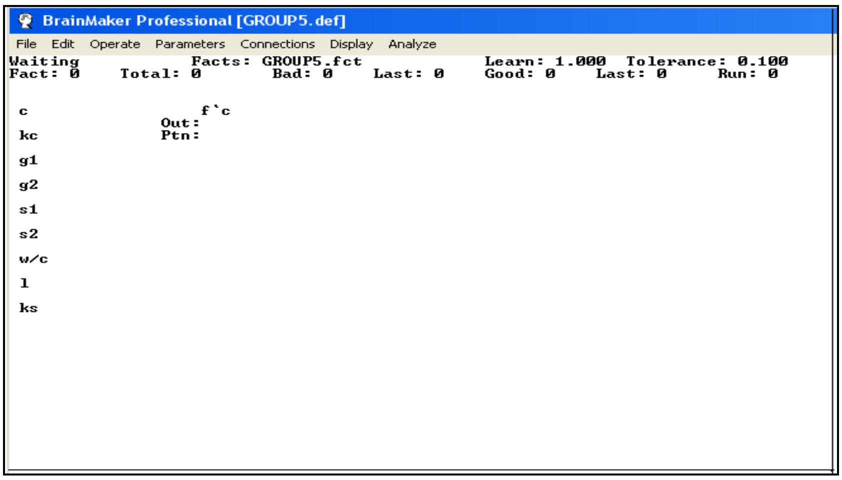


الشكل (5-1) فتح ملف البيانات من قبل البرنامج



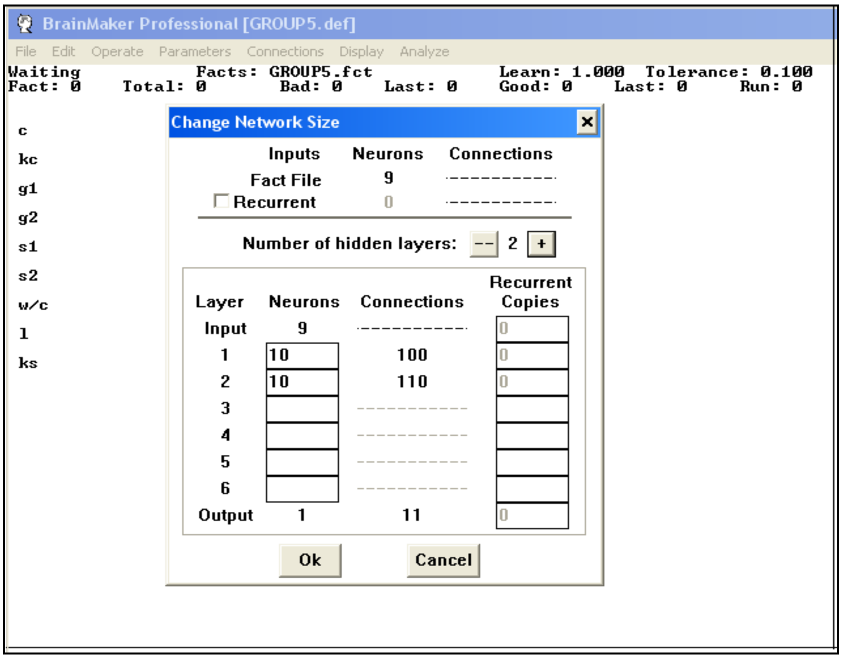
الشكل (5-2) معالجة معلومات البيانات من قبل البرنامج

بعد معالجة معطيات البيانات من قبل البرنامج نقوم بحفظ الملف بالشكل الجديد وبالمكان الذي نحدده ثم ننتقل إلى واجهة البرنامج الأساسية المبينة في الشكل (5-3) التي سيتم بها تغيير العوامـــل المذكورة سابقاً عن طريق الخيار *Go to BrainMaker* المبين في الشكل (5-2) .



الشكل (5-3) واجهة البرنامج الأساسية

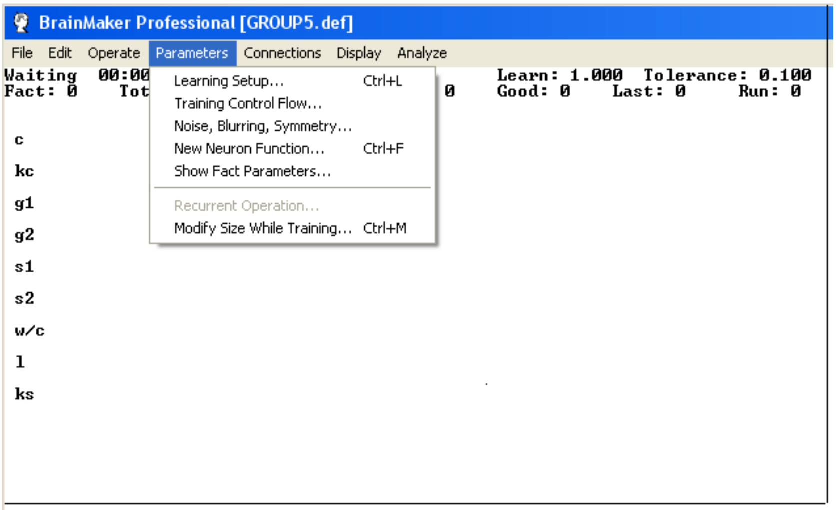
حيث نقوم بتغيير عدد الطبقات الخفية عن طريق أخذ الخيار ***Connections*** ثم *Change Network Size* في أشرطة الأدوات حيث يمكن زيادة عدد الطبقات الخفية عن طريق الزر "+" كما يبين الشكل (5-4) ، كما يمكن إنقاص هذا العدد عن طريق الزر"-" ، بالإضافة لإمكانية تغيير عدد العصبونات في كل طبقة خفية من نفس النافذة عن طريق كتابتها مباشرةً في المكان المخصص لها.



الشكل (5-4) نافذة تغيير عدد الطبقات الخفية وعدد العصبونات داخلها

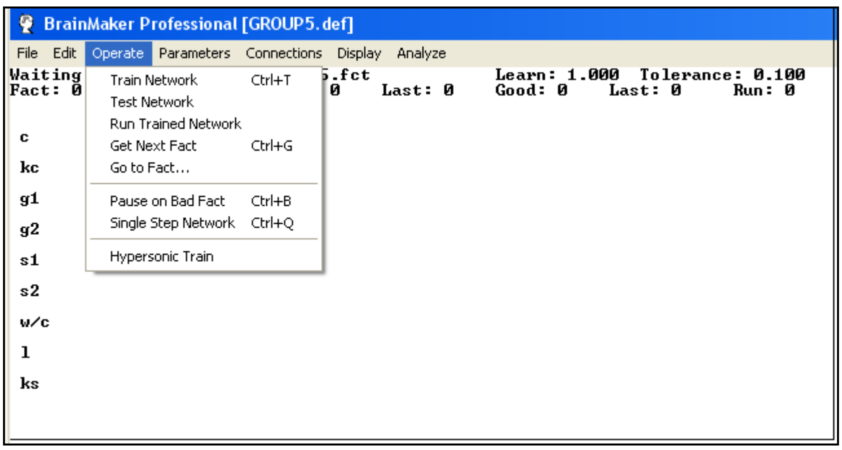
يوضح الشكل السابق (5-4) أحد هيكليات الشبكة مكونة من طبقتين خفيتين تحوي كل طبقة عشرة عصبونات .

أما الشكل (5-5) فيظهر كيفية تغيير معدل التعلم لكل طبقة معالجة عن طريق أخذ الخيار *Parameters* ثم *Learning Setup* في أشرطة الأدوات ، بالإضافة لإمكانية تغيير عدد الدورات والحد المسموح به للخطأ من نفس النافذة عن طريق أخذ الخيار *Parameters* ثم *Learning Control Flaw* في أشرطة الأدوات أيضاً ، كما يسمح أخذ الخيار *Parameters* ثم *New Neuron Function* في أشرطة الأدوات باختيار تابع التفعيل لكل طبقة معالجة.



الشكل (5-5) نافذة تغيير معدل التعلم وتابع التفعيل لكل طبقة معالجة بالإضافة لعدد الدورات والحد المسموح به للخطأ .

ويبين الشكل (5-6) كيفية إعطاء أمر التدريب للشبكة المقترحة بعد اعتماد كل العوامل المتغيرة لهذه المحاولة عن طريق أخذ الخيار *Operate* ثم *Train Network* في أشرطة الأدوات . يتم اختيار الشبكة المثلى التي أعطت أصغر متوسط للخطأ بعد انتهاء عمليات التدريب من خلال نفس النافذة بأخذ الخيار *Operate* ثم *Test Network* ولكن بعد تبديل تسمية الخرج الحقيقي للعينات إلى *Annote* بدلاً من *Pattern* وعندها ستقوم الشبكة المختبرة بإعطاء قيمة للخرج الهدف بناءً على ما تعلمته من بيانات التدريب تحت اسم *Output* .



الشكل (5-6) نافذة إعطاء أمر التدريب والاختبار

5-4 بناء الشبكة العصبونية الصنعية المثلى الأولى
Building First Model Artificial Neural Network

5-4-1 العوامل المؤثرة المدروسة في الشبكة العصبونية الصنعية الأولى
Affected Parameters First of Artificial Neural Network

ذكرنا سابقاً بأنه تم الاستعانة ببيانات 279 عينة خلطة بيتونية [9] ، وقد تبين عند التدقيق في عينات الخلطات البيتونية التي تم الحصول عليها أن العوامل الموثقة لهذه الخلطات والتي سيتم اعتمادها في الدراسة هي :

1- وزن الاسمنت (عيار الاسمنت) $(C)\ Kg/m^3$.

2- وزن الماء $(W)\ Kg/m^3$.

3- وزن الحصويات الناعمة $(S)\ Kg/m^3$.

4- وزن الحصويات الخشنة : $(G)\ Kg/m^3$.

5- هبوط مخروط ابرامس cm (S_L) .

6- جودة الإسمنت (ماركة الاسمنت) : $(K)\ Kg/m^2$.

ماء الجبل هو الماء الصالح للشرب .

5-4-2 جمع البيانات *Data Collecting*

تعتبر عملية جمع البيانات وإدخالها إلى الشبكة العصبونية الصنعية عن طريق طبقة الدخل من أهم المراحل في تصميم الشبكة العصبونية الصنعية ، لأن الشبكة تحتاج إلى عدد كبير من أزواج العينات (دخل ــ خرج) للقيام بعمليات التدريب والاختبار التي لا تتم بدونها. وبقدر ما تكون معلومات المعطيات دقيقة بقدر ما تكون القيم الناتجة عن استثمار الشبكة المدربة والمختبرة على هذه العينات صحيحة وقريبة من الواقع تمت الدراسة باستخدام 279 عينة خلطة بيتونية [9] ، وقد قسمت إلى 251 عينة خلطة بيتونية للتدريب و 28 عينة خلطة بيتونية لاختبار الشبكة المدربة.

5-4-3 معمارية الشبكة العصبونية الصنعية الأولى
First Artificial Neural Network Architecture

لتحديد معمارية الشبكة العصبونية الصنعية المثلى لابّد من اتباع طريقة المحاولة والخطأ للحصول على أصغر خطأ ممكن وذلك بتغيير عدد الطبقات الخفية ، عدد الوحدات ضمن كل طبقة خفية ، تابع التفعيل الخاص بكل طبقة ، معدل التعلم تجريبياً.

تتألف الشبكة العصبونية الصنعية كما ذكرنا سابقاً من:

1- طبقة الدخل: تحوي عدد عصبونات ثابت بعدد العوامل المؤثرة على مقاومة البيتون على الضغط والمأخوذة في الدراسة أي تحوي " 6 " عصبونات.

2- طبقة الخرج: تحوي عدد عصبونات / وحدات معالجة / ثابت بعدد القيم الهدف المرغوب الحصول عليها وهي في دراستنا مقاومة البيتون على الضغط أي أن هذه الطبقة تحوي عصبون واحد.

3- الطبقة الخفية: إننا ، كما ذكرنا سابقاً ، نجهل مبدئياً عــدد هذه الطبقات وعدد العصبونات داخل كل منها ومعدل التعلم لكل طبقة وتابــع التفعيل لكل من هذه الطبقات ولكننا سنقوم بتحديد هذه العوامل كافة عن طريق التجريب.

- بناءً على ما سبق تم تغيير عدد الطبقات من طبقة خفية واحدة – **كمرحلة أولى** – إلى طبقتين خفيتين – **كمرحلة ثانية** – وتم تغيير عدد العصبونات في الطبقة الخفية الأولى من 8 إلى 26 عصبون وفي كل مرة تم تغيير معدل التعلم من $0 \leftarrow 1$ بخطوة 0.1 .
- ثم تم تغيير عدد العصبونات في الطبقة الخفية الثانية 8 إلى 30 عصبون وأيضاً بتغيير معدل التعلم في كل مرة من $0 \leftarrow 1$ بخطوة 0.1 .

تم اختيار تابع *Sigmoid* تابع التفعيل لكل طبقات المعالجة.

5-4-4 تدريب الشبكة العصبونية الصنعية الأولى
First Artificial Neural Network Training

تم استخدام شبكة عصبونية صنعية متعددة الطبقات، أمامية التغذية، تعتمد كطريقة تدريب التدريب المراقب وكخوارزمية تدريب خوارزمية التدرج التراجعي (الانتشار الخلفي) في حساب الخطأ وتوزيعه ثم ترتيب النتائج في الجداول من (5−2) إلى (5−3) وأخذت القيم الناتجة لمعدل الخطأ كأساس للمقارنة بين الحالات التصميمية المقترحة للشبكة لاختيار الحل الأمثل الذي يوافق الخطأ الأصغري.

يبين الجدول (5−2) نتائج تدريب شبكة عصبونية صنعية مؤلفة من طبقة خفية واحدة تحوي ثمانية عصبونات وذلك من أجل معدلات تعلم مختلفة تتراوح بين 0.1 إلى 1 ، كان الخطأ الأصغري موافق لمعدل التعلم "0.9" حيث يدل الرقم الموجود في عدد الدورات إلى رقم الدورة التي أعطت الخطأ الأصغري من بين 1000 دورة.

ويدل الرقم الموجود في العمود MSE إلى متوسط الخطأ التربيعي الذي يعطى بالعلاقة (5−1):

$$\text{MSE} = \frac{\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{m}(O_{ij} - P_{ij})^2}{n} \qquad (5-1)$$

n عدد الإدخالات أي عدد أزواج التدريب .

m عدد مركبات شعاع الخرج .

O_{ij} الخرج الناتج للعصبون j والذي أنتجته الشبكة .

P_{ij} الخرج الحقيقي للعصبون j الموافق لشعاع الدخل المقدم للشبكة من أجل كل عينة من عينات التدريب .

MSE	عدد الدورات	معدل التعلم	رقم التصميم
0.01147	996	0.1	1
0.01077	998	0.2	2
0.01109	852	0.3	3
0.0113	762	0.4	4
0.01107	994	0.5	5
0.01084	786	0.6	6
0.01038	968	0.7	7

0.01008	996	0.8	8
0.00972	999	0.9	9
0.00986	998	1	10

الجدول (5-2) نتائج تدريب شبكة عصبونية صنعية مؤلفة من طبقة خفية واحدة تحوي ثمانية عصبونات .

وبنفس الطريقة درست كافة الحالات المختلفة لهيكلية الشبكة من أجل طبقة خفية واحدة حيث تم تغيير عدد الوحدات من الطبقة الخفية وقيم معدل التعلم لهذه الطبقة. يبين الجدول (5-3) نتائج تدريب شبكة عصبونية صنعية مؤلفة من طبقة خفية واحدة تحوي عشرة عصبونات / وحدات معالجة / من أجل معدلات تعلم مختلفة وكان الخطأ الأصغري موافق لمعدل التعلم "0.7" .

MSE	عدد الدورات	معدل التعلم	رقم التصميم
0.01126	999	0.1	1
0.01026	986	0.2	2
0.0102	998	0.3	3
0.0101	898	0.4	4
0.01107	994	0.5	5
0.01	936	0.6	6

0.00966	990	0.7	7
0.00994	936	0.8	8
0.01	969	0.9	9
0.01061	966	1	10

الجدول (5-3) نتائج تدريب شبكة عصبونية صنعية مؤلفة من طبقة خفية واحدة تحوي عشرة عصبونات

يبين الجدول (5-4) نتائج تدريب شبكة عصبونية صنعية مؤلفة من طبقة خفية واحدة تحوي اثني عشر عصبوناً / وحدات معالجة / من أجل معدلات تعلم مختلفة وكان الخطأ الأصغري موافق لمعدل التعلم "0.8" .

MSE	عدد الدورات	معدل التعلم	رقم التصميم
0.01067	998	0.1	1
0.01047	996	0.2	2
0.00996	936	0.3	3
0.01014	992	0.4	4
0.01086	792	0.5	5
0.0098	947	0.6	6

0.00935	784	0.7	7
0.00932	874	0.8	8
0.01022	940	0.9	9
0.01047	784	1	10

الجدول (5-4) نتائج تدريب شبكة عصبونية صنعية مؤلفة من طبقة خفية واحدة تحوي اثني عشر عصبوناً

يبين الجدول (5-5) نتائج تدريب شبكة عصبونية صنعية مؤلفة من طبقة خفية واحدة تحوي أربعة عشر عصبوناً / وحدات معالجة / من أجل معدلات تعلم مختلفة وكان الخطأ الأصغري موافق لمعدل التعلم "0.9" .

MSE	عدد الدورات	معدل التعلم	رقم التصميم
0.01055	999	0.1	1
0.01028	982	0.2	2
0.01047	903	0.3	3
0.00978	935	0.4	4
0.01158	534	0.5	5
0.00956	879	0.6	6

0.01018	868	0.7	7
0.01036	943	0.8	8
0.00955	907	0.9	9
0.00974	986	1	10

الجدول (5–5) نتائج تدريب شبكة عصبونية صنعية مؤلفة من طبقة خفية واحدة تحوي أربعة عشر عصبوناً

يبين الجدول (5–6) نتائج تدريب شبكة عصبونية صنعية مؤلفة من طبقة خفية واحدة تحوي ستة عشر عصبوناً / وحدات معالجة / من أجل معدلات تعلم مختلفة وكان الخطأ الأصغري موافق لمعدل التعلم "0.6" .

MSE	عدد الدورات	معدل التعلم	رقم التصميم
0.01121	994	0.1	1
0.01038	993	0.2	2
0.01	999	0.3	3
0.01022	978	0.4	4
0.01254	982	0.5	5
0.00955	973	0.6	6

7	0.7	1000	0.0099
8	0.8	974	0.00984
9	0.9	952	0.0097
10	1	974	0.00996

الجدول (5-6) نتائج تدريب شبكة عصبونية صنعية مؤلفة من طبقة خفية واحدة تحوي ستة عشر عصبوناً

يبين الجدول (5-7) نتائج تدريب شبكة عصبونية صنعية مؤلفة من طبقة خفية واحدة تحوي ثمانية عشر عصبوناً / وحدات معالجة / من أجل معدلات تعلم مختلفة وكان الخطأ الأصغري موافق لمعدل التعلم "0.6" .

رقم التصميم	معدل التعلم	عدد الدورات	MSE
1	0.1	998	0.01073
2	0.2	973	0.01086
3	0.3	962	0.01026
4	0.4	988	0.00986
5	0.5	332	0.01214
6	0.6	842	0.00943

0.00976	1000	0.7	7
0.01004	990	0.8	8
0.00978	820	0.9	9
0.00982	885	1	10

الجدول (5−7) نتائج تدريب شبكة عصبونية صنعية مؤلفة من طبقة خفية واحدة تحوي ثمانية عشر عصبوناً .

يبين الجدول (5−8) نتائج تدريب شبكة عصبونية صنعية مؤلفة من طبقة خفية واحدة تحوي عشرين عصبوناً / وحدات معالجة / من أجل معدلات تعلم مختلفة وكان الخطأ الأصغري موافق لمعدل التعلم "0.7" .

MSE	عدد الدورات	معدل التعلم	رقم التصميم
0.01119	983	0.1	1
0.01038	977	0.2	2
0.01032	897	0.3	3
0.01018	858	0.4	4
0.0116	950	0.5	5
0.01022	899	0.6	6

0.00976	810	0.7	7
0.00984	961	0.8	8
0.0099	599	0.9	9
0.00992	598	1	10

الجدول (5-8) نتائج تدريب شبكة عصبونية صنعية مؤلفة من طبقة خفية واحدة تحوي عشرين عصبوناً .

يبين الجدول (5-9) نتائج تدريب شبكة عصبونية صنعية مؤلفة من طبقة خفية واحدة تحوي اثنين وعشرين عصبوناً / وحدات معالجة / من أجل معدلات تعلم مختلفة وكان الخطأ الأصغري موافق لمعدل التعلم "0.9" .

MSE	عدد الدورات	معدل التعلم	رقم التصميم
0.01132	993	0.1	1
0.01044	999	0.2	2
0.01059	990	0.3	3
0.00978	975	0.4	4
0.01206	496	0.5	5
0.00974	991	0.6	6

0.01002	807	0.7	7
0.01201	985	0.8	8
0.00916	936	0.9	9
0.00943	860	1	10

الجدول (5−9) نتائج تدريب شبكة عصبونية صنعية مؤلفة من طبقة خفية واحدة تحوي اثنين وعشرين عصبوناً

يبين الجدول (5−10) نتائج تدريب شبكة عصبونية صنعية مؤلفة من طبقة خفية واحدة تحوي أربعة وعشرين عصبوناً / وحدات معالجة / من أجل معدلات تعلم مختلفة وكان الخطأ الأصغري موافق لمعدل التعلم "1" .

MSE	عدد الدورات	معدل التعلم	رقم التصميم
0.0113	992	0.1	1
0.01047	971	0.2	2
0.01024	992	0.3	3
0.01006	913	0.4	4
0.01098	637	0.5	5
0.0102	951	0.6	6

0.01002	590	0.7	7
0.00976	861	0.8	8
0.00974	903	0.9	9
0.00931	798	1	10

الجدول (5−10) نتائج تدريب شبكة عصبونية صنعية مؤلفة من طبقة خفية واحدة تحوي أربعة وعشرين عصبوناً .

يبين الجدول (5−11) نتائج تدريب شبكة عصبونية صنعية مؤلفة من طبقة خفية واحدة تحوي ستة وعشرين عصبوناً / وحدات معالجة / من أجل معدلات تعلم مختلفة وكان الخطأ الأصغري موافق لمعدل التعلم "1" .

MSE	عدد الدورات	معدل التعلم	رقم التصميم
0.01145	986	0.1	1
0.01061	964	0.2	2
0.01051	989	0.3	3
0.0101	900	0.4	4
0.01105	615	0.5	5
0.0104	940	0.6	6

0.01006	540	0.7	7
0.01	810	0.8	8
0.01014	796	0.9	9
0.00988	741	1	10

الجدول (5−11) نتائج تدريب شبكة عصبونية صنعية مؤلفة من طبقة خفية واحدة تحوي ستة وعشرين عصبوناً

يوضح الجدول (5−12) ملخصاً للجداول السابقة حيث يحوي قيمة الخطأ من أجل كل حالة من حالات هيكلية الشبكة المكونة من طبقة خفية واحدة ومن أجل معدلات تعلم تتراوح بين 1-0.1

إن الحالة المثلى للشبكة المكونة من طبقة خفية واحدة كانت موافقة لأربعة وعشرين عصبوناً بمعدل تعلم "1" بمتوسط للخطأ التربيعي مقداره MSE=0.0093 كما هو موضح في الجدول المذكور.

الجدول (5−12) نتائج حالات هيكلية الشبكة المدروسة المكونة من طبقة خفية واحدة وبمعدلات تعلم مختلفة

6-26-1	6-24-1	6-22-1	6-20-1	6-18-1	6-16-1	6-14-1	6-12-1	6-10-1	6-8-1	معدل التعلم	رقم التصميم
0.01145	0.0113	0.1064	0.01119	0.01073	0.01121	0.01055	0.01067	0.1061	0.01147	0.1	1
0.01061	0.01047	0.1022	0.01038	0.01086	0.01038	0.01028	0.01047	0.1013	0.01077	0.2	2
0.01051	0.01024	0.1029	0.01032	0.01026	0.01	0.01047	0.00996	0.101	0.01109	0.3	3
0.0101	0.01006	0.0989	0.01018	0.00986	0.01022	0.00978	0.01014	0.1005	0.0113	0.4	4
0.01105	0.01098	0.1098	0.0116	0.01214	0.01254	0.01158	0.01086	0.1052	0.01107	0.5	5
0.0104	0.0102	0.0987	0.01022	**0.00943**	**0.00955**	0.00956	0.0098	0.1	0.01084	0.6	6
0.01006	0.01002	0.1001	**0.00976**	0.00976	0.0099	0.01018	0.00935	**0.0983**	0.01038	0.7	7
0.01	0.00976	0.1096	0.00984	0.01004	0.00984	0.01036	**0.00932**	0.0997	0.01008	0.8	8
0.01014	0.00974	**0.0957**	0.0099	0.00978	0.0097	**0.00955**	0.01022	0.1	**0.00972**	0.9	9
0.00988	**0.00931**	0.0971	0.00992	0.00982	0.00996	0.00974	0.01047	0.103	0.00986	1	10
0.00988	**0.00931**	0.0957	0.00976	0.00943	0.00955	0.00955	0.00932	0.0983	0.00972	MIN	
1	1	0.9	0.7	0.6	0.6	0.9	0.8	0.7	0.9	معدل التعلم للحل الأمثل	

ثم تم زيادة عدد الطبقات الخفية إلى طبقتين خفيتين ، **كمرحلة ثانية**، وبنفس الخطوات السابقة تم اعتماد عدد عصبونات الطبقة الأولى " 24 " عصبون ومعدل تعلم "1" ثم التجريب بزيادة عدد وحدات الطبقة الخفية الثانية من 8 طبقـــات إلى 30 طبقة وبتغيير معدل التعلم للطبقة الثانية من 0.1-1 بخطوة 0.1 كما هو موضح في الجداول (5−13) − (5−24) .
حيث يبين الجدول (5−13) نتائج تدريب شبكة عصبونية صنعية مكونة من طبقتين خفيتين تحوي الطبقة الأولى "24" عصبون وتحوي الطبقة الثانية "8" عصبونات بقيم مختلفة لمعدل التعلم كان الخطأ الأصغري موافق لمعدل تعلم "0.8".

رقم التصميم	معدل التعلم	عدد الدورات	MSE
1	0.1	790	0.00865
2	0.2	976	0.00859
3	0.3	982	0.00821
4	0.4	548	0.00918
5	0.5	971	0.01077
6	0.6	983	0.0083
7	0.7	874	0.0083
8	0.8	988	0.0079
9	0.9	10000	0.00841
10	1	820	0.00814

الجدول (5−13) نتائج تدريب بشبكة عصبونية صنعية مكونة من طبقتين
خفيتين تحوي الطبقة الأولى "24" عصبون وتحوي الطبقة الثانية "8" عصبونات

ويبين الجدول (5−14) نتائج تدريب شبكة عصبونية صنعية مكونة من طبقتين خفيتين تحوي الطبقة الأولى "24" عصبون وتحوي الطبقة الثانية "10" عصبونات بقيم مختلفة لمعدل التعلم كان الخطأ الأصغري موافق لمعدل تعلم "1".

رقم التصميم	معدل التعلم	عدد الدورات	MSE
1	0.1	974	0.008761
2	0.2	925	0.008464
3	0.3	972	0.008798
4	0.4	957	0.007868
5	0.5	984	0.011621
6	0.6	731	0.009025
7	0.7	989	0.008354
8	0.8	974	0.008649
9	0.9	831	0.008538
10	1	1096	0.007621

الجدول (5−14) نتائج تدريب شبكة عصبونية صنعية مكونة من طبقتين خفيتين تحوي الطبقة الأولى "24" عصبون وتحوي الطبقة الثانية "10"

ويبين الجدول (5−15) نتائج تدريب شبكة عصبونية صنعية مكونة من طبقتين خفيتين تحوي الطبقة الأولى "24" عصبون وتحوي الطبقة الثانية "12" عصبوناً بقيم مختلفة لمعدل التعلم كان الخطأ الأصغري موافق لمعدل تعلم "0.7".

رقم التصميم	معدل التعلم	عدد الدورات	MSE
1	0.1	997	0.00885
2	0.2	905	0.00846
3	0.3	852	0.00865
4	0.4	938	0.00859
5	0.5	623	0.01105
6	0.6	885	0.00741
7	0.7	998	0.00736
8	0.8	956	0.00841
9	0.9	852	0.00752
10	1	846	0.00815

الجدول (5−15) نتائج تدريب شبكة عصبونية صنعية مكونة من طبقتين خفيتين تحوي الطبقة الأولى "24" عصبون وتحوي الطبقة الثانية "12" عصبوناً

ويبين الجدول (5−16) نتائج تدريب شبكة عصبونية صنعية مكونة من طبقتين خفيتين تحوي الطبقة الأولى "24" عصبون وتحوي الطبقة الثانية "14" عصبوناً بقيم مختلفة لمعدل التعلم كان الخطأ الأصغري موافق لمعدل تعلم "0.7".

رقم التصميم	معدل التعلم	عدد الدورات	MSE
1	0.1	916	0.008245
2	0.2	963	0.008136
3	0.3	937	0.008612
4	0.4	785	0.009063
5	0.5	232	0.014496
6	0.6	868	0.008612
7	0.7	950	0.007225
8	0.8	983	0.007396
9	0.9	974	0.008446
10	1	715	0.008245

الجدول (5−16) نتائج تدريب شبكة عصبونية صنعية مكونة من طبقتين خفيتين تحوي الطبقة الأولى "24" عصبون وتحوي الطبقة الثانية "14" عصبوناً

ويبين الجدول (5−17) نتائج تدريب شبكة عصبونية صنعية مكونة من طبقتين خفيتين تحوي الطبقة الأولى "24" عصبون وتحوي الطبقة الثانية "16" عصبوناً بقيم مختلفة لمعدل التعلم كان الخطأ الأصغري موافق لمعدل تعلم "0.7".

MSE	عدد الدورات	معدل التعلم	رقم التصميم
0.00916	920	0.1	1
0.00878	870	0.2	2
0.0079	992	0.3	3
0.0087	800	0.4	4
0.01248	1000	0.5	5
0.00759	972	0.6	6
0.0061	1797	0.7	7
0.00733	998	0.8	8
0.00826	891	0.9	9
0.00764	988	1	10

الجدول (5-17) نتائج تدريب شبكة عصبونية صنعية مكونة من طبقتين خفيتين تحوي الطبقة الأولى "24" عصبون وتحوي الطبقة الثانية "16" عصبوناً

ويبين الجدول (5-18) نتائج تدريب شبكة عصبونية صنعية مكونة من طبقتين خفيتين تحوي الطبقة الأولى "24" عصبون وتحوي الطبقة الثانية "18" عصبوناً بقيم مختلفة لمعدل التعلم كان الخطأ الأصغري موافق لمعدل تعلم "0.6 ".

رقم التصميم	معدل التعلم	عدد الدورات	MSE
1	0.1	867	0.009216
2	0.2	962	0.008519
3	0.3	792	0.008372
4	0.4	827	0.008686
5	0.5	350	0.013596
6	0.6	829	0.007379
7	0.7	977	0.007885
8	0.8	777	0.008336
9	0.9	998	0.007639
10	1	844	0.007939

الجدول (5−18) نتائج تدريب شبكة عصبونية صنعية مكونة من طبقتين خفيتين تحوي الطبقة الأولى "24" عصبون وتحوي الطبقة الثانية "18" عصبوناً

ويبين الجدول (5−19) نتائج تدريب شبكة عصبونية صنعية مكونة من طبقتين خفيتين تحوي الطبقة الأولى "24" عصبون وتحوي الطبقة الثانية "20" عصبوناً بقيم مختلفة لمعدل التعلم كان الخطأ الأصغري موافق لمعدل تعلم "0.8 ".

رقم التصميم	معدل التعلم	عدد الدورات	MSE
1	0.1	655	0.00956
2	0.2	998	0.00837
3	0.3	992	0.00796
4	0.4	992	0.00726
5	0.5	195	0.01399
6	0.6	978	0.00723
7	0.7	923	0.00794
8	0.8	767	0.00717
9	0.9	981	0.00803
10	1	762	0.00724

الجدول (5−19) نتائج تدريب شبكة عصبونية صنعية مكونة من طبقتين خفيتين تحوي الطبقة الأولى "24" عصبون وتحوي الطبقة الثانية "20" عصبوناً

ويبين الجدول (5−20) نتائج تدريب شبكة عصبونية صنعية مكونة من طبقتين خفيتين تحوي الطبقة الأولى "24" عصبون وتحوي الطبقة الثانية "22" عصبوناً بقيم مختلفة لمعدل التعلم كان الخطأ الأصغري موافق لمعدل تعلم "0.8 ".

رقم التصميم	معدل التعلم	عدد الدورات	MSE
1	0.1	995	0.008064
2	0.2	954	0.008874
3	0.3	943	0.008575
4	0.4	955	0.008317
5	0.5	495	0.014884
6	0.6	1000	0.007344
7	0.7	997	0.008118
8	0.8	950	0.007022
9	0.9	942	0.007276
10	1	858	0.007992

الجدول (5−20) نتائج تدريب شبكة عصبونية صنعية مكونة من طبقتين خفيتين تحوي الطبقة الأولى "24" عصبون وتحوي الطبقة الثانية "22" عصبوناً

ويبين الجدول (5−21) نتائج تدريب شبكة عصبونية صنعية مكونة من طبقتين خفيتين تحوي الطبقة الأولى "24" عصبون وتحوي الطبقة الثانية "24" عصبوناً بقيم مختلفة لمعدل التعلم كان الخطأ الأصغري موافق لمعدل تعلم "0.7 ".

رقم التصميم	معدل التعلم	عدد الدورات	MSE
1	0.1	756	0.00964
2	0.2	988	0.00794
3	0.3	999	0.00801
4	0.4	703	0.00941
5	0.5	241	0.01543
6	0.6	878	0.00794
7	0.7	1686	0.00601
8	0.8	959	0.00837
9	0.9	776	0.00728
10	1	984	0.00734

الجدول (5−21) نتائج تدريب شبكة عصبونية صنعية مكونة من طبقتين خفيتين تحوي الطبقة الأولى "24" عصبون وتحوي الطبقة الثانية "24" عصبوناً

ويبين الجدول (5−22) نتائج تدريب شبكة عصبونية صنعية مكونة من طبقتين خفيتين تحوي الطبقة الأولى "24" عصبون وتحوي الطبقة الثانية "26" عصبوناً بقيم مختلفة لمعدل التعلم كان الخطأ الأصغري موافق لمعدل تعلم "0.9".

MSE	عدد الدورات	معدل التعلم	رقم التصميم
0.009448	870	0.1	1
0.008409	679	0.2	2
0.008724	995	0.3	3
0.008299	976	0.4	4
0.015876	625	0.5	5
0.008136	888	0.6	6
0.007903	944	0.7	7
0.008464	997	0.8	8
0.0075	749	0.9	9
0.008538	830	1	10

الجدول (5-22) نتائج تدريب شبكة عصبونية صنعية مكونة من طبقتين خفيتين تحوي الطبقة الأولى "24" عصبون وتحوي الطبقة الثانية "26" عصبوناً

ويبين الجدول (5-23) نتائج تدريب شبكة عصبونية صنعية مكونة من طبقتين خفيتين تحوي الطبقة الأولى "24" عصبون وتحوي الطبقة الثانية "28" عصبوناً بقيم مختلفة لمعدل التعلم كان الخطأ الأصغري موافق لمعدل تعلم "0.9".

MSE	عدد الدورات	معدل التعلم	رقم التصميم
0.00908	614	0.1	1
0.0087	848	0.2	2
0.00953	696	0.3	3
0.00817	852	0.4	4
0.01626	113	0.5	5
0.00785	848	0.6	6
0.00785	674	0.7	7
0.00823	755	0.8	8
0.00711	996	0.9	9
0.00746	861	1	10

الجدول (5-23) نتائج تدريب شبكة عصبونية صنعية مكونة من طبقتين خفيتين تحوي الطبقة الأولى "24" عصبون وتحوي الطبقة الثانية "28" عصبوناً

ويبين الجدول (5-24) نتائج تدريب شبكة عصبونية صنعية مكونة من طبقتين خفيتين تحوي الطبقة الأولى "24" عصبون وتحوي الطبقة الثانية "30" عصبوناً بقيم مختلفة لمعدل التعلم كان الخطأ الأصغري موافق لمعدل تعلم "0.9".

رقم التصميم	معدل التعلم	عدد الدورات	MSE
1	0.1	845	0.008354
2	0.2	1000	0.008987
3	0.3	738	0.009139
4	0.4	755	0.008817
5	0.5	203	0.016641
6	0.6	991	0.007832
7	0.7	678	0.008464
8	0.8	951	0.008064
9	0.9	993	0.006906
10	1	878	0.007396

الجدول (5−24) نتائج تدريب شبكة عصبونية صنعية مكونة من طبقتين خفيتين تحوي الطبقة الأولى "24" عصبون وتحوي الطبقة الثانية "30" عصبوناً .

يوضح الجدول (5−25) ملخصاً للجداول السابقة حيث يحوي قيمة الخطأ من أجل كل حالة من حالات هيكلية الشبكة المكونة من طبقتين خفيتين ومن أجل قيم مختلفة لمعدلات التعلم.

إن الهيكلية المبينة في السطر الأول مثلاً "1−8−24−6" تعني أن الشبكة مؤلفة من 6 عصبونات في طبقة الدخل و24عصبون في الطبقة الخفية الأولى و8 عصبونات في الطبقة الخفية الثانية وعصبون واحد في طبقة الخرج.

الجدول (5−25) نتائج حالات هيكلية الشبكة المدروسة المكونة من طبقتين خفيتين وبمعدلات تعلم مختلفة .

رقم التصميم	معدل التعلم	6-24-8-1	6-24-10-1	6-24-12-1	6-24-14-1	6-24-16-1	6-24-18-1	6-24-20-1	6-24-22-1	6-24-24-1	6-24-26-1	6-24-28-1	6-24-30-1
1	0.1	0.00865	0.00876	0.00885	0.00824	0.009158	0.00922	0.00956	0.00806	0.00964	0.00945	0.00908	0.0914
2	0.2	0.00859	0.00846	0.00846	0.00814	0.00878	0.00852	0.00837	0.00887	0.00794	0.00841	0.0087	0.0948
3	0.3	0.00821	0.0088	0.00865	0.00861	0.007903	0.00837	0.00796	0.00857	0.00801	0.00872	0.00953	0.0956
4	0.4	0.00918	0.00787	0.00859	0.00906	0.008705	0.00869	0.00726	0.00832	0.00941	0.0083	0.00817	0.0939
5	0.5	0.01077	0.01162	0.01105	0.0145	0.012477	0.0136	0.01399	0.01488	0.01543	0.01588	0.01626	0.129
6	0.6	0.0083	0.00903	0.00741	0.00861	0.007586	**0.00738**	0.00723	0.00734	0.00794	0.00814	0.00785	0.0885
7	0.7	0.0083	0.00835	**0.00736**	**0.00723**	**0.0061**	0.00789	0.00794	0.00812	**0.00601**	0.0079	0.00785	0.092
8	0.8	**0.0079**	0.00865	0.00841	0.0074	0.007327	0.00834	**0.00717**	**0.00702**	0.00837	0.00846	0.00823	0.0898
9	0.9	0.00841	0.00854	0.00752	0.00845	0.008263	0.00764	0.00803	0.00728	0.00728	**0.0075**	**0.00711**	**0.0831**
10	1	0.00814	**0.00762**	0.00815	0.00824	0.007639	0.00794	0.00724	0.00799	0.00734	0.00854	0.00746	0.086
MIN		0.0079	0.00762	0.00736	0.00723	0.0061	0.00738	0.00717	0.00702	**0.00601**	0.0075	0.00711	0.0831
معدل التعلم للحل الأمثل		0.8	1	0.7	0.7	0.7	0.6	0.8	0.8	0.7	0.9	0.9	0.9

وبمقارنة الجدولين (5−12) ، (5−25) تبين أن الشبكة العصبونية الصنعية المثلى التي أعطت أصغر خطأ هي الشبكة المكونة من طبقتين خفيتين تحوي الأولى 24 عصبون ، معدل التعلم لها 1 وتحوي الثانية 24 عصبون ، معدل التعلم لها 0.7 ، وكان متوسط الخطأ التربيعي الأصغري MSE=0.006 .

أي أن هيكلية الشبكة العصبونية المثلى الأولى التي تعطي خطأ أصغري تتـــألف من :

- طبقة دخل : تحوي 6 عصبونات.

- طبقتين خفيتين: تحوي الأولى 24 عصبون ، معدل التعلم لها 1 .

  تحوي الثانية 24 عصبون ، معدل التعلم لها 0.7 .

- طبقة خرج : تحوي عصبون واحد هو (مقاومة البيتون على الضغط) معدل التعلم لها 1 .

- تابع التفعيل المستخدم: تابع *Sigmoid* لكافة طبقات المعالجة.

وقد أعطت متوسط للخطأ التربيعي مقداره $MSE = 0.0061$.

5-4-5 اختبار الشبكة العصبونية المثلى الأولى
First Artificial Neural Network Testing

بعد تحديد بنية الشبكة العصبونية الصنعية المثلى لدراستنا الموافقة للخطأ الأصغري ، تم القيام بعملية التحقق من الشبكة عن طريق تزويدها بثمان وعشرين عينة خلطة بيتونية جديدة لم تتدرب عليها الشبكة من قبل ، وقد أعطت الشبكة قيماً لمقاومة البيتون على الضغط لهذه العينات ثم تمت مقارنة القيم الحقيقية مع النتائج المحسوبة من الشبكة كما هو موضح في الجدول (5− 26) .

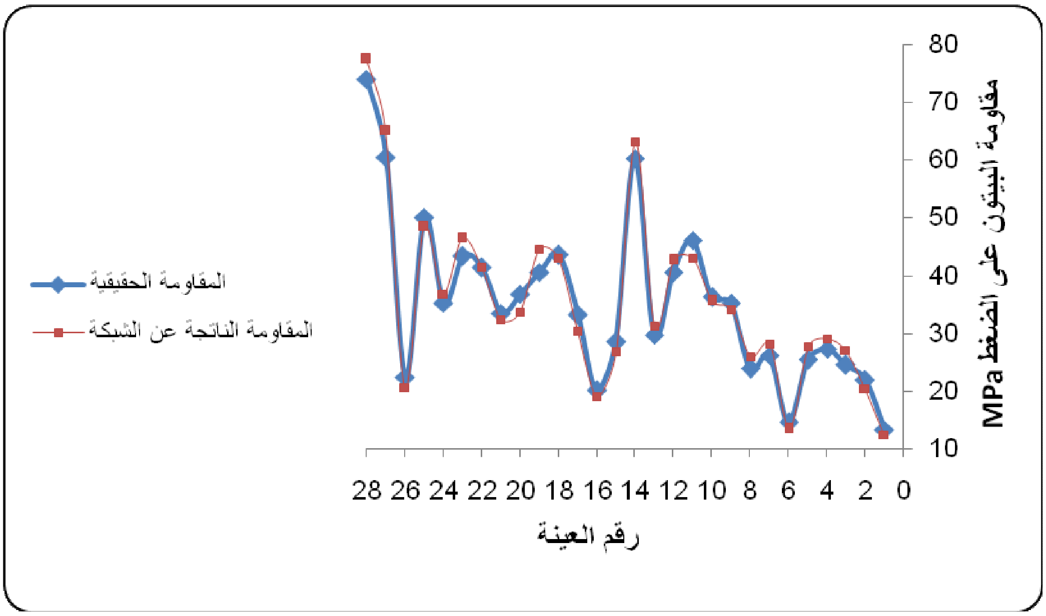
الجدول (5- 26) القيم الحقيقية لمقاومة البيتون على الضغط مع النتائج المحسوبة من الشبكة .

رقم الخلطة البيتونية	مقاومة البيتون على الضغط الناتجة عن الاختبار الحقيقي(MPa)	مقاومة البيتون على الضغط الناتجة عن اختبار الشبكة (MPa)
1	13.3	12.367
2	21.9	20.413
3	24.5	26.959
4	27.3	28.989
5	25.4	27.673
6	14.5	13.391
7	26.2	28.166
8	23.8	25.917
9	35.2	34.109
10	36.25	35.554
11	46.1	42.887
12	40.6	42.649
13	29.7	31.202
14	60.3	63.038

الجدول (5- 26) القيم الحقيقية لمقاومة البيتون على الضغط مع النتائج المحسوبة من الشبكة .

مقاومة البيتون على الضغط الناتجة عن اختبار الشبكة (MPa)	مقاومة البيتون على الضغط الناتجة عن الاختبار الحقيقي(MPa)	رقم الخلطة البيتونية
26.758	28.5	15
18.968	20.1	16
30.379	33.1	17
42.923	43.5	18
44.459	40.6	19
33.689	36.8	20
32.354	33.5	21
41.387	41.3	22
46.379	43.3	23
36.834	35.2	24
48.409	50.1	25
20.651	22.4	26
64.995	60.5	27
77.393	74	28

كما تم رسم الشكل (5 -7) الذي يمثل المخطط البياني لكل من القيم الحقيقية والقيم الناتجة عن اختبار الشبكة بناء على النتائج المبينة في الجـــدول (5-26) ، مما يمكّن من ملاحظة مدى التقارب بين تلك القيم.



الشكل (5-7) المقاومة الحقيقية و المقاومة الناتجة عن الشبكة

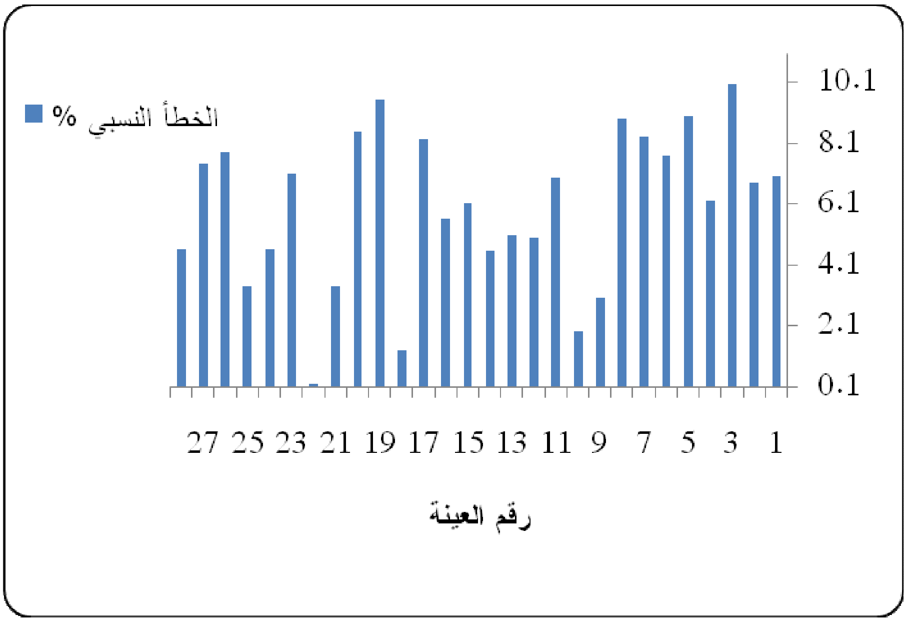
بعد ذلك قمنا بحساب قيمة الخطأ النسبي بين قيم مقاومة البيتون على الضغط الناتجة عن كسر العينات مع نظيراتها التي قامت الشبكة بتحديدها والذي يساوي ([المقاومة الناتجة عن اختبار الشبكة – المقاومة الحقيقية] / المقاومة الحقيقية) كما هو مبين في الجدول (5-27) ، كما تم رسم الشكل (5-8) الذي يمثل المخطط البياني والذي يتبين من خلاله أن أكبر قيمة للخطأ النسبي% 10 وأصغر قيمة لهذا الخطأ 0.2% أي بمتوسط للخطأ النسبي للعينات المختبرة كافة مقداره 6% ، مما يدل على فعالية هذه الشبكة العصبونية الصنعية في تحديد مقاومة البيتون على الضغط.

الجدول (5- 27) الخطأ النسبي بين قيم مقاومة البيتون على الضغط الناتجة عن كسر العينات مع نظيراتها التي قامت الشبكة بتحديدها .

رقم الخلطة البيتونية	مقاومة البيتون على الضغط الناتجة عن الاختبار الحقيقي(MPa)	مقاومة البيتون على الضغط الناتجة عن اختبار الشبكة (MPa)	الخطأ النسبي %
1	13.3	12.367	7
2	21.9	20.413	6.79
3	24.5	26.959	10
4	27.3	28.989	6.19
5	25.4	27.673	8.95
6	14.5	13.391	7.65
7	26.2	28.166	8.3
8	23.8	25.917	8.9
9	35.2	34.109	3
10	36.25	35.554	1.92
11	46.1	42.887	6.97
12	40.6	42.649	5
13	29.7	31.202	5.06
14	60.3	63.038	4.54

الجدول (5- 27) الخطأ النسبي بين قيم مقاومة البيتون على الضغط الناتجة عن كسر العينات مع نظيراتها التي قامت الشبكة بتحديدها .

رقم الخلطة البيتونية	مقاومة البيتون على الضغط الناتجة عن الاختبار الحقيقي(MPa)	مقاومة البيتون على الضغط الناتجة عن اختبار الشبكة (MPa)	الخطأ النسبي %
15	28.5	26.758	6.1
16	20.1	18.968	5.63
17	33.1	30.379	8.22
18	43.5	42.923	1.3
19	40.6	44.459	9.5
20	36.8	33.689	8.45
21	33.5	32.354	3.4
22	41.3	41.387	0.2
23	43.3	46.379	7.1
24	35.2	36.834	4.6
25	50.1	48.409	3.37
26	22.4	20.651	7.8
27	60.5	64.995	7.43
28	74	77.393	4.59



الشكل (5-8) الخطأ النسبي للمقاومة الحقيقية و المقاومة الناتجة عن الشبكة

5-5 بناء الشبكة العصبونية الصنعية المثلى الثانية

Building Second Model Artificial Neural Network

5-5-1 جمع البيانات *Data Collecting*

ذكرنا سابقاً أهمية مرحلة جمع البيانات وإدخالها إلى الشبكة العصبونية الصنعية كونها أهم المراحل في تصميم الشبكة العصبونية الصنعية ، كما ذكرنا أهمية كون معلومات المعطيات دقيقة وموثوقة لتكون القيم الناتجة عن استثمار الشبكة المدربة والمختبرة على هذه العينات صحيحة وقريبة من الواقع . ولغرض الموثوقية قمنا في هذه المرة بجمع بيانات من مخابر مواد البناء البيتون في كليتي الهندسة المدنية في كل من جامعة البعث وجامعة دمشق بهدف الحصول على عينات خلطات بيتونية تم تصميمها وكسرها من قبل السادة الدكاترة.

في هذه المرحلة تم جمع " 61 " عينة خلطة بيتونية [1] ، [2] ، ثم تم استبعاد "6" عينات أي 10% من هذه العينات لتستخدم كعينات اختبار أما العينات الــ 55 المتبقية قد تم زيادتها بالاعتماد على طريقة (*cross validation*) وذلك نظراً لقلة عددها نسبياً بهدف زيادة العدد . حيث تم بموجب الطريقة المذكورة تقسيم عينات التدريب الــ 55 إلى خمس مجموعات تحوي كل مجموعة "44" عينة خلطة بيتونية ، أي تختلف كل مجموعة عن الأخرى بــ "11" عينة ويتم تدريب كل مجموعة منها على حدا ثم يتم حساب متوسط الخطأ

التربيعي لكل مجموعة وذلك من أجل كل محاولة ومن ثم يحسب الخطأ المتوسط للمجموعات الخمس عند كل محاولة ، وبالنهاية يتم اعتماد الشبكة العصبونية المثلى على أنها الشبكة التي أعطت أصغر متوسط للخطأ التربيعي من أي مجموعة كانت ، فنعتبر في هذه الحالة وكأننا دربنا (5×44) أي 220 عينة بدلا من 55 عينة.

5-5-2 العوامل المؤثرة المدروسة في الشبكة العصبونية الصنعية الثانية *Artificial Affected Parameters of Second Neural Network*

تم تحديد العوامل التي تؤثر على مقاومة البيتون على الضغط لعينة الـ61 خلطة بيتونية المأخوذة في الدراسة [1] ،[2] ، والتي سيتم أخذها بعين الاعتبار على أنها :

1- وزن الاسمنت (عيار الاسمنت) $(C)\ Kg/m^3$.

2- نوع الإسمنت (K_C) تأخذ أنواع الاسمنت القيم العددية التالية أثناء المعالجة كما هو مبين بالملحق(3) :

تم اختيار الرقم "1" ليدل على نوع الاسمنت البورتلاندي العادي .

كما تم اختيار الرقم "2" ليدل على نوع الاسمنت البورتلاندي المقاوم للكبريتات .

وتم اختيار الرقم "3" ليعبر عن الاسمنت اللبناني / ماركة السبع / .

3- وزن البحص الفولي $(G_1)\ Kg/m^3$.

4- وزن البحص العدسي $(G_2)\ Kg/m^3$.

5- وزن الزرادة $(S_1)\ Kg/m^3$.

6- وزن الرمل $(S_2)\ Kg/m^3$.

7- نسبة الماء/الاسمنت (W/C) .

8- هبوط مخروط ابرامس cm (S_L) .

9- نوع الرمل (K_S) : تأخذ أنواع الرمل حسب مصدره القيم العددية التالية أثناء المعالجة :

0 : لا يوجد رمل في الخلطة .

1 : رمل يبرودي .

2 : رمل قرواني .

3 : رمل نبكي .

4 : رمل تدمري .

جودة الإسمنت لكافة العينات (ماركة الاسمنت) $400\ Kg/m^2$.

ماء الجبل هو الماء الصالح للشرب .

علماً أن هناك عوامل أخرى تؤثر على مقاومة البيتون على الضغط مثل :
درجة الحرارة – الصقيع – الإضافات ...الخ ، لكن لم نتمكن من أخذها بعين الاعتبار لعدم توفر تجارب كافية لأخذ معلومات التدريب .
مع ملاحظة أن :

- الأوزان مأخوذة في $1m^3$ من الخلطة البيتونية .
- تصنيف المناخل في البنود 3–4–5–6 تم حسب المواصفات البريطانية .

5-5-3 معمارية الشبكة العصبونية الصنعية الثانية
Second Artificial Neural Network Architecture

لتحديد معمارية الشبكة العصبونية الصنعية المثلى لابّد من التجريب باتباع طريقة المحاولة والخطأ للحصول على أصغر خطأ ممكن وذلك بتغيير عدد الطبقات الخفية ، عدد الوحدات ضمن كل طبقة خفية ، تابع التفعيل الخاص بكل طبقة ، معدل التعلم تجريبياً.

تتألف الشبكة العصبونية الصنعية كما ذكرنا سابقاً من:

طبقة الدخل: تحوي عدد عصبونات ثابت بعدد العوامل المؤثرة على مقاومة البيتون على الضغط والمأخوذة في الدراسة أي تحوي [9] عصبونات.

طبقة الخرج: تحوي عدد عصبونات / وحدات معالجة / ثابت بعدد القيم الهدف المرغوب الحصول عليها وهي في دراستنا مقاومة البيتون على الضغط أي أن هذه الطبقة تحوي عصبون واحد.

الطبقة الخفية: ذكرنا سابقا أننا نجهل مبدئياً عدد هذه الطبقات وعدد العصبونات داخل كل طبقة ومعدل التعلم لكل طبقة وتابع التفعيل لكل من هذه الطبقات ولكننا سنقوم بتحديد هذه العوامل كافة عن طريق التجريب.

- بناءً على ما سبق تم تغيير عدد الطبقات من طبقة خفية واحدة – **كمرحلة أولى** – إلى طبقتين خفيتين – **كمرحلة ثانية** – وتم تغيير عدد العصبونات في

الطبقة الخفية الأولى من 8 إلى 38 عصبون وفي كل مرة تم تغيير معدل التعلم من 0 ← 1 بخطوة 0.1 .

- ثم تم زيادة عدد الطبقات الخفية إلى طبقتين وتم تغيير عدد العصبونات في الطبقة الخفية الثانية من 10 إلى 24 عصبون وأيضاً بتغيير معدل التعلم في كل مرة من 0 ← 1 بخطوة 0.1 .

5-5-4 تدريب الشبكة العصبونية الصنعية الثانية
Second Artificial Neural Network Training

تم استخدام شبكة عصبونية صنعية متعددة الطبقات، أمامية التغذية، تعتمد كطريقة تدريب التدريب المراقب ، وكخوارزمية تدريب خوارزمية التدريج التراجعي (الانتشار الخلفي) في حساب الخطأ وتوزيعه ، ثم تم ترتيب النتائج في الجداول من (5-28) إلى (5-43) لشبكة مؤلفة من طبقة خفية واحدة ، كما رتبت نتائج تدريب شبكة عصبونية صنعية للمجموعات الخمس مؤلفة من طبقتين خفيتين في الجداول من (5-45) إلى (5-52) وأخذت القيم الناتجة لمعدل الخطأ كأساس للمقارنة بين الحالات التصميمية المقترحة للشبكة لاختيار الحل الأمثل الذي يوافق الخطأ الأصغري.

مثلاً يبين الجدول (5-28) نتائج تدريب شبكة عصبونية صنعية للمجموعات الخمس مؤلفة من طبقة خفية واحدة تحوي ثمانية عصبونات وذلك من أجل معدلات تعلم مختلفة تتراوح بين 0.1 إلى 1 ، وهكذا بالنسبة للجداول البقية المرتبة على التوالي . حيث يدل الرقم الموجود في عدد الدورات إلى رقم الدورة التي أعطت الخطأ الأصغري من بين 1000 دورة لكل مجموعة .

ويدل الرقم الموجود في العمود MSE إلى متوسط الخطأ التربيعي المعرف سابقاً .

كما يدل الرقم الموجود في عمود AVG إلى متوسط معدل الخطأ للمجموعات الخمس .

الجدول (5−28) نتائج تدريب شبكة عصبونية صنعية للمجموعات الخمس مؤلفة من طبقة خفية واحدة تحوي ثمانية عصبونات .

رقم التصميم	معدل التعلم	المجموعة الأولى		المجموعة الثانية		المجموعة الثالثة		المجموعة الرابعة		المجموعة الخامسة		AVG
		عدد الدورات	MSE	عدد الدورات	MSE	عدد الدورات	MSE	عدد الدورات	MSE	عدد الدورات	MSE	
1	0.1	993	0.01364	990	0.01381	947	0.01364	995	0.016	999	0.01769	0.01496
2	0.2	921	0.00953	986	0.01012	971	0.01217	989	0.0123	996	0.01467	0.01176
3	0.3	994	0.00714	998	0.00661	985	0.00958	992	0.00935	999	0.01098	0.00873
4	0.4	972	0.00588	984	0.00542	999	0.00734	985	0.00863	996	0.0076	0.00698
5	0.5	989	0.00493	993	0.00514	994	0.00908	997	0.01038	999	0.00774	0.00746
6	0.6	965	0.00375	993	0.00514	975	0.00527	993	0.00524	995	0.00277	0.00443
7	0.7	923	0.00347	964	0.00402	983	0.00469	996	0.00521	980	0.00408	0.0043
8	0.8	997	0.00325	994	0.00382	990	0.00468	993	0.00404	991	0.00227	0.00361
9	0.9	997	**0.00285**	961	**0.00317**	996	**0.00384**	994	0.0035	986	0.00191	**0.00306**
10	1	960	0.00291	993	0.0035	997	0.00388	998	**0.00342**	945	**0.00181**	0.00311
MIN		0.00285		0.00317		0.00384		0.00342		**0.00181**		0.00306
معدل التعلم للحل الأمثل		0.9		0.9		0.9		1		1		0.9

الجدول (5-29) نتائج تدريب شبكة عصبونية صنعية للمجموعات الخمس مؤلفة من طبقة خفية واحدة تحوي عشرة عصبونات .

رقم التصميم	معدل التعلم	المجموعة الأولى		المجموعة الثانية		المجموعة الثالثة		المجموعة الرابعة		المجموعة الخامسة		AVG
		عدد	MSE	عدد	MSE	عدد	MSE	عدد	MSE	عدد	MSE	
1	0.1	999	0.0136	993	0.01348	993	0.01353	999	0.0158	993	0.01806	0.01489
2	0.2	1000	0.00945	986	0.00945	932	0.01252	1000	0.01192	1000	0.01462	0.01159
3	0.3	976	0.00694	1000	0.00681	983	0.01026	979	0.0097	1000	0.01136	0.00901
4	0.4	998	0.00543	992	0.00507	999	0.00947	996	0.00835	997	0.00624	0.00691
5	0.5	989	0.005	985	0.0057	997	0.00955	999	0.00935	966	0.00776	0.00747
6	0.6	1000	0.0036	975	0.00404	1000	0.00566	997	0.005	991	0.00249	0.00416
7	0.7	981	0.00334	836	0.00401	988	0.00473	975	0.00531	991	0.0026	0.004
8	0.8	982	0.00303	855	0.00375	986	0.00486	974	0.00454	1000	0.0023	0.0037
9	0.9	959	0.00332	882	0.00361	913	0.0035	995	0.00318	969	**0.00182**	0.00309
10	1	988	**0.00276**	968	**0.00352**	979	**0.00303**	970	**0.00312**	938	0.00202	**0.00289**
MIN		0.00276		0.00352		0.00303		0.00312		**0.00182**		0.00289
معدل التعلم للحل الأمثل		1		1		1		1		0.9		1

الجدول (5-30) نتائج تدريب شبكة عصبونية صنعية للمجموعات الخمس مؤلفة من طبقة خفية واحدة تحوي اثني عشر عصبوناً .

رقم التصميم	معدل التعلم	المجموعة الأولى		المجموعة الثانية		المجموعة الثالثة		المجموعة الرابعة		المجموعة الخامسة		AVG
		عدد الدورات	MSE	عدد الدورات	MSE	عدد الدورات	MSE	عدد الدورات	MSE	عدد الدورات	MSE	
1	0.1	998	0.0136	989	0.01369	991	0.0136	976	0.00769	995	0.01801	0.01332
2	0.2	998	0.00887	986	0.00933	993	0.01214	996	0.01184	997	0.01442	0.01132
3	0.3	983	0.00702	998	0.00638	1000	0.01084	1000	0.00931	999	0.01036	0.00878
4	0.4	998	0.00543	1000	0.00537	989	0.00885	976	0.00769	997	0.00702	0.00687
5	0.5	934	0.00536	959	0.0056	998	0.00863	1000	0.00869	998	0.00533	0.00672
6	0.6	991	0.00358	869	0.00438	994	0.00587	988	0.00579	998	0.00291	0.0045
7	0.7	964	0.00311	957	0.00397	998	0.00413	975	0.00588	991	0.00364	0.00415
8	0.8	995	0.00304	964	0.00372	989	0.00493	987	0.00401	999	0.00229	0.0036
9	0.9	817	**0.00276**	922	0.00393	989	0.00364	995	0.00336	976	**0.00207**	0.00315
10	1	947	0.00295	981	**0.00366**	958	**0.00286**	986	**0.00332**	1000	0.00208	**0.00297**
MIN		0.00276		0.00366		0.00286		0.00332		**0.00207**		0.00297
معدل التعلم للحل الأمثل		0.9		1		1		1		0.9		1

الجدول (5-31) نتائج تدريب شبكة عصبونية صنعية للمجموعات الخمس مؤلفة من طبقة خفية واحدة تحوي أربعة عشر عصبوناً .

رقم التصميم	معدل التعلم	المجموعة الأولى		المجموعة الثانية		المجموعة الثالثة		المجموعة الرابعة		المجموعة الخامسة		AVG
		عدد الدورات	MSE	عدد الدورات	MSE	عدد الدورات	MSE	عدد الدورات	MSE	عدد الدورات	MSE	
1	0.1	998	0.01376	997	0.01367	1000	0.01353	996	0.01608	1000	0.0179	0.01499
2	0.2	999	0.00887	964	0.01014	993	0.0125	1000	0.01171	988	0.01438	0.01152
3	0.3	950	0.00689	989	0.00686	999	0.0108	994	0.00904	1000	0.0101	0.00874
4	0.4	997	0.00527	989	0.00517	1000	0.00821	999	0.00762	999	0.00648	0.00655
5	0.5	914	0.0046	996	0.00545	978	0.01004	999	0.00935	999	0.00584	0.00705
6	0.6	991	0.00366	989	0.00413	988	0.00558	997	0.005	990	0.00268	0.00421
7	0.7	995	0.00329	996	0.00356	953	0.00437	974	0.00584	963	0.00254	0.00392
8	0.8	969	0.00272	985	0.0037	943	0.00397	1000	0.00486	995	0.00267	0.00358
9	0.9	995	**0.00203**	992	0.00361	945	0.00309	958	0.00433	984	0.00217	0.00305
10	1	934	0.00227	922	**0.00348**	982	**0.00293**	985	**0.00316**	970	**0.00171**	**0.00271**
MIN		0.00203		0.00348		0.00293		0.00316		**0.00171**		0.00271
معدل التعلم للحل الأمثل		0.9		1		1		1		1		1

الجدول (5−32) نتائج تدريب شبكة عصبونية صنعية للمجموعات الخمس مؤلفة من طبقة خفية واحدة تحوي ستة عشر عصبوناً .

رقم التصميم	معدل التعلم	المجموعة الأولى		المجموعة الثانية		المجموعة الثالثة		المجموعة الرابعة		المجموعة الخامسة		AVG
		عدد الدورات	MSE	عدد الدورات	MSE	عدد الدورات	MSE	عدد الدورات	MSE	عدد الدورات	MSE	
1	0.1	1000	0.01392	996	0.01395	994	0.0135	997	0.01646	994	0.01833	0.01523
2	0.2	945	0.00925	994	0.01055	981	0.01234	1000	0.0123	999	0.01469	0.01183
3	0.3	953	0.00658	997	0.00677	988	0.01036	992	0.00914	997	0.01065	0.0087
4	0.4	925	0.00579	995	0.00526	985	0.00878	997	0.00753	996	0.00762	0.007
5	0.5	999	0.00458	990	0.00475	982	0.00773	990	0.00931	1000	0.00605	0.00648
6	0.6	999	0.00361	980	0.00438	995	0.00506	994	0.00711	977	0.00359	0.00475
7	0.7	922	0.00356	824	0.00415	1000	0.00468	938	0.00479	992	0.00255	0.00395
8	0.8	995	0.00269	993	0.00343	986	0.00486	968	0.00432	985	0.00272	0.00361
9	0.9	988	0.00229	927	0.00381	972	**0.00281**	994	0.0035	943	0.0019	0.00286
10	1	984	**0.00228**	993	**0.00343**	997	0.00323	989	**0.00299**	991	**0.00187**	**0.00276**
MIN		0.00228		0.00343		0.00281		0.00299		**0.00187**		0.00276
معدل التعلم للحل الأمثل		1		1		0.9		1		1		1

الجدول (5–33) نتائج تدريب شبكة عصبونية صنعية للمجموعات الخمس مؤلفة من طبقة خفية واحدة تحوي ثمانية عشر عصبوناً .

رقم التصميم	معدل التعلم	المجموعة الأولى		المجموعة الثانية		المجموعة الثالثة		المجموعة الرابعة		المجموعة الخامسة		AVG
		عدد الدورات	MSE	عدد الدورات	MSE	عدد الدورات	MSE	عدد الدورات	MSE	عدد الدورات	MSE	
1	0.1	955	0.01245	995	0.01057	786	0.0139	997	0.01257	990	0.01793	0.01348
2	0.2	1000	0.00709	983	0.00545	999	0.00998	989	0.00986	999	0.01454	0.00938
3	0.3	969	0.00457	938	0.00523	999	0.00714	996	0.0097	999	0.00988	0.0073
4	0.4	979	0.00401	987	0.00437	981	0.00593	991	0.00817	999	0.00634	0.00576
5	0.5	999	0.00396	715	0.0049	989	0.00689	999	0.01006	973	0.00629	0.00642
6	0.6	1000	0.00276	909	0.0041	994	0.00416	987	0.00531	986	0.00365	0.004
7	0.7	996	0.00287	869	0.00404	926	0.0044	988	0.00503	993	0.00257	0.00378
8	0.8	921	0.00267	980	0.00382	996	0.00366	986	0.00402	954	0.00217	0.00327
9	0.9	987	**0.00221**	916	**0.00378**	993	0.0031	993	0.00401	974	0.00181	**0.00298**
10	1	954	0.0025	909	0.0041	981	**0.00288**	996	**0.00384**	980	**0.00181**	0.00303
MIN		0.00221		0.00378		0.00288		0.00384		**0.00181**		0.00298
معدل التعلم للحل الأمثل		0.9		0.9		1		1		1		0.9

الجدول (5-34) نتائج تدريب شبكة عصبونية صنعية للمجموعات الخمس مؤلفة من طبقة خفية واحدة تحوي عشرين عصبوناً .

رقم التصميم	معدل التعلم	المجموعة الأولى		المجموعة الثانية		المجموعة الثالثة		المجموعة الرابعة		المجموعة الخامسة		AVG
		عدد الدورات	MSE	عدد الدورات	MSE	عدد الدورات	MSE	عدد الدورات	MSE	عدد الدورات	MSE	
1	0.1	983	0.01257	1000	0.00956	911	0.01409	994	0.01266	991	0.01823	0.01342
2	0.2	998	0.00771	998	0.00624	994	0.00941	978	0.01002	1000	0.01484	0.00964
3	0.3	960	0.00452	1000	0.00531	1000	0.00672	956	0.0091	1000	0.01024	0.00718
4	0.4	992	0.00399	983	0.0045	998	0.00731	997	0.00755	995	0.0065	0.00597
5	0.5	840	0.00479	843	0.00506	982	0.00599	986	0.00931	980	0.00618	0.00626
6	0.6	965	0.00268	988	0.00367	993	0.00448	973	0.00598	994	0.00294	0.00395
7	0.7	956	0.00307	940	0.00382	997	0.00476	994	0.00536	999	0.00264	0.00393
8	0.8	999	0.00274	987	0.0035	984	0.00358	974	0.00464	979	0.00239	0.00337
9	0.9	823	0.00243	878	0.00368	984	0.00358	984	0.00425	995	0.00182	0.00315
10	1	986	**0.00237**	999	**0.00334**	994	**0.00281**	998	**0.00342**	976	**0.00178**	**0.00274**
MIN		0.00237		0.00334		0.00281		0.00342		**0.00178**		0.00274
معدل التعلم للحل الأمثل		1		1		1		1		1		1

الجدول (5-35) نتائج تدريب شبكة عصبونية صنعية للمجموعات الخمس مؤلفة من طبقة خفية واحدة تحوي اثنين وعشرين عصبوناً .

رقم التصميم	معدل التعلم	المجموعة الأولى		المجموعة الثانية		المجموعة الثالثة		المجموعة الرابعة		المجموعة الخامسة		AVG
		عدد الدورات	MSE	عدد الدورات	MSE	عدد الدورات	MSE	عدد الدورات	MSE	عدد الدورات	MSE	
1	0.1	993	0.01217	925	0.01077	997	0.01378	994	0.01313	999	0.01761	0.01349
2	0.2	997	0.00663	999	0.00575	989	0.00972	975	0.00980	997	0.01369	0.00912
3	0.3	994	0.00429	905	0.00564	975	0.00697	995	0.00924	985	0.01053	0.00733
4	0.4	960	0.00434	978	0.00458	997	0.00554	997	0.00794	1000	0.00645	0.00577
5	0.5	953	0.00468	995	0.00445	977	0.00578	950	0.00966	971	0.00661	0.00624
6	0.6	989	0.00289	983	0.00398	981	0.00482	1000	0.00542	975	0.00332	0.00409
7	0.7	909	0.00343	987	0.00413	909	0.00386	986	0.00479	995	0.00252	0.00375
8	0.8	972	0.00223	997	0.00401	970	0.00355	996	0.00391	996	0.00213	0.00316
9	0.9	995	0.00244	911	0.00378	977	0.00296	964	0.00404	997	**0.00179**	0.00300
10	1	996	**0.00181**	966	**0.00342**	994	**0.00272**	985	**0.00391**	913	0.00215	**0.00280**
MIN		0.00181		0.00342		0.00272		0.00391		**0.00179**		0.0028
معدل التعلم للحل الأمثل		1		1		1		1		0.9		1

الجدول (5-36) نتائج تدريب شبكة عصبونية صنعية للمجموعات الخمس مؤلفة من طبقة خفية واحدة تحوي أربعة وعشرين عصبوناً .

رقم التصميم	معدل التعلم	المجموعة الأولى		المجموعة الثانية		المجموعة الثالثة		المجموعة الرابعة		المجموعة الخامسة		AVG
		عدد الدورات	MSE	عدد الدورات	MSE	عدد الدورات	MSE	عدد الدورات	MSE	عدد الدورات	MSE	
1	0.1	991	0.01203	1000	0.01126	993	0.01392	979	0.01281	1000	0.01823	0.01365
2	0.2	970	0.00746	976	0.00575	996	0.01063	993	0.01032	1000	0.01484	0.00980
3	0.3	994	0.00473	999	0.00527	881	0.0076	977	0.0091	994	0.01036	0.00741
4	0.4	988	0.00402	955	0.00466	977	0.00585	997	0.00803	999	0.0057	0.00565
5	0.5	982	0.00453	988	0.00402	1000	0.00837	865	0.01004	1000	0.0056	0.00651
6	0.6	953	0.00282	989	0.00432	996	0.00483	968	0.00529	985	0.00279	0.00401
7	0.7	947	0.00234	964	0.00381	956	0.00364	1000	0.00516	975	0.00258	0.00350
8	0.8	864	0.00262	917	0.00375	994	0.00342	993	0.00449	976	0.00217	0.00329
9	0.9	952	**0.00189**	953	**0.00326**	972	**0.00308**	988	0.00338	983	**0.00162**	**0.00265**
10	1	931	0.00204	885	0.00358	992	0.00375	970	**0.00317**	957	0.00173	0.00285
MIN		0.00189		0.00326		0.00308		0.00317		**0.00162**		0.00265
معدل التعلم للحل الأمثل		0.9		0.9		0.9		1		0.9		0.9

الجدول (5−37) نتائج تدريب شبكة عصبونية صنعية للمجموعات الخمس مؤلفة من طبقة خفية واحدة تحوي ستة وعشرين عصبوناً .

رقم التصميم	معدل التعلم	المجموعة الأولى		المجموعة الثانية		المجموعة الثالثة		المجموعة الرابعة		المجموعة الخامسة		AVG
		عدد الدورات	MSE	عدد الدورات	MSE	عدد الدورات	MSE	عدد الدورات	MSE	عدد الدورات	MSE	
1	0.1	979	0.00177	1000	0.01115	995	0.0132	963	0.01313	985	0.01804	0.01146
2	0.2	981	0.00676	999	0.00582	995	0.01002	981	0.00994	998	0.01454	0.00942
3	0.3	988	0.00446	997	0.00491	881	0.0076	996	0.00945	997	0.00876	0.00704
4	0.4	907	0.00428	961	0.00424	993	0.00539	993	0.00867	991	0.00681	0.00588
5	0.5	917	0.00517	996	0.00361	935	0.00805	845	0.01121	998	0.0051	0.00663
6	0.6	972	0.00366	988	0.00397	979	0.00458	993	0.00563	971	0.00303	0.00417
7	0.7	992	0.00294	986	0.00398	1000	0.00355	1000	0.00517	932	0.00203	0.00353
8	0.8	918	0.00239	998	0.00362	974	0.00382	937	0.00403	949	0.0021	0.00319
9	0.9	979	**0.00177**	780	0.00386	986	**0.0026**	998	0.00406	993	0.00165	0.00279
10	1	943	0.00244	984	**0.00329**	992	0.00318	961	**0.00343**	956	**0.00154**	**0.00278**
MIN		0.00177		0.00329		0.00260		0.00343		**0.00154**		0.00278
معدل التعلم للحل الأمثل		0.9		1		0.9		1		1		1

الجدول (5-38) نتائج تدريب شبكة عصبونية صنعية للمجموعات الخمس مؤلفة من طبقة خفية واحدة تحوي ثمانية وعشرين عصبوناً .

رقم التصميم	معدل التعلم	المجموعة الأولى		المجموعة الثانية		المجموعة الثالثة		المجموعة الرابعة		المجموعة الخامسة		AVG
		عدد الدورات	MSE	عدد الدورات	MSE	عدد الدورات	MSE	عدد الدورات	MSE	عدد الدورات	MSE	
1	0.1	979	0.01266	993	0.01042	978	0.01369	996	0.01263	987	0.0182	0.01352
2	0.2	999	0.00605	999	0.00524	995	0.0096	1000	0.01	1000	0.01467	0.00911
3	0.3	964	0.00386	983	0.00555	1000	0.00661	995	0.00988	998	0.0108	0.00734
4	0.4	870	0.00446	902	0.00457	999	0.00653	997	0.00792	997	0.00624	0.00792
5	0.5	845	0.00483	995	0.00368	685	0.01306	983	0.00895	990	0.00906	0.00414
6	0.6	927	0.00211	975	0.00402	996	0.00554	842	0.00602	991	0.00303	0.00414
7	0.7	999	0.00237	927	0.00379	952	0.00437	995	0.00504	961	0.00213	0.00354
8	0.8	992	0.00196	953	0.00388	942	0.00429	991	0.00413	989	**0.0017**	0.00319
9	0.9	993	**0.00166**	983	**0.00331**	974	0.0035	1000	0.00411	993	0.00204	0.00292
10	1	951	0.00171	975	0.00342	980	**0.00282**	973	**0.00386**	980	0.0017	**0.00270**
MIN		**0.00166**		0.00331		0.00282		0.00386		0.00170		0.0027
معدل التعلم للحل الأمثل		0.9		0.9		1		1		0.8		1

الجدول (5-39) نتائج تدريب شبكة عصبونية صنعية للمجموعات الخمس مؤلفة من طبقة خفية واحدة تحوي ثلاثين عصبوناً .

رقم التصميم	معدل التعلم	المجموعة الأولى		المجموعة الثانية		المجموعة الثالثة		المجموعة الرابعة		المجموعة الخامسة		AVG
		عدد الدورات	MSE	عدد الدورات	MSE	عدد الدورات	MSE	عدد الدورات	MSE	عدد الدورات	MSE	
1	0.1	981	0.01219	998	0.01008	997	0.01316	984	0.01374	997	0.01804	0.01344
2	0.2	928	0.0064	983	0.00573	908	0.00972	997	0.01006	993	0.01535	0.00945
3	0.3	947	0.00412	994	0.00526	988	0.00704	998	0.00899	997	0.00935	0.00695
4	0.4	994	0.00407	994	0.00469	971	0.00726	946	0.00801	999	0.00854	0.00673
5	0.5	850	0.00442	961	0.00412	955	0.00821	1000	0.0087	975	0.00819	0.00372
6	0.6	969	0.00249	921	0.00408	988	0.00432	996	0.00513	997	0.00256	0.00372
7	0.7	981	0.00228	992	0.00383	939	0.00484	989	0.00444	987	0.00307	0.00369
8	0.8	990	0.00245	977	0.0037	1000	0.00339	992	0.00389	978	0.00206	0.00310
9	0.9	990	0.00207	976	0.00376	958	**0.00275**	971	0.00378	993	0.00161	0.00279
10	1	994	**0.00177**	984	**0.00353**	979	0.00304	984	**0.00354**	1000	**0.00148**	**0.00266**
MIN		0.00177		0.00353		0.00275		0.00354		**0.00148**		0.00266
معدل التعلم للحل الأمثل		1		1		0.9		1		1		1

الجدول (5−40) نتائج تدريب شبكة عصبونية صنعية للمجموعات الخمس مؤلفة من طبقة خفية واحدة تحوي اثنين وثلاثين عصبوناً .

رقم التصميم	معدل التعلم	المجموعة الأولى		المجموعة الثانية		المجموعة الثالثة		المجموعة الرابعة		المجموعة الخامسة		AVG
		عدد الدورات	MSE	عدد الدورات	MSE	عدد الدورات	MSE	عدد الدورات	MSE	عدد الدورات	MSE	
1	0.1	979	0.0145	999	0.01186	976	0.01286	989	0.01302	1000	0.01814	0.01408
2	0.2	997	0.00674	960	0.00766	997	0.01124	935	0.01094	997	0.01484	0.01028
3	0.3	947	0.00412	986	0.00524	994	0.00659	915	0.01	993	0.00908	0.00701
4	0.4	994	0.00407	979	0.00471	982	0.00635	984	0.00769	999	0.00588	0.00708
5	0.5	850	0.00442	954	0.00432	881	0.00828	885	0.01103	1000	0.00738	0.00377
6	0.6	969	0.00249	966	0.00401	979	0.00446	980	0.00529	1000	0.00258	0.00377
7	0.7	981	0.00228	982	0.00353	989	0.00396	933	0.00551	951	0.0026	0.00357
8	0.8	974	0.00208	964	0.00368	981	0.00406	987	0.00441	972	0.00212	0.00327
9	0.9	973	0.00375	967	0.00342	975	**0.00318**	955	0.00352	974	0.00192	0.00316
10	1	985	**0.00184**	999	**0.00336**	946	0.00388	986	**0.0031**	910	**0.00191**	**0.00282**
MIN		**0.00184**		0.00336		0.00318		0.00310		0.00191		0.00282
معدل التعلم للحل الأمثل		1		1		0.9		1		1		1

الجدول (5−41) نتائج تدريب شبكة عصبونية صنعية للمجموعات الخمس مؤلفة من طبقة خفية واحدة تحوي أربعة وثلاثين عصبوناً .

رقم التصميم	معدل التعلم	المجموعة الأولى		المجموعة الثانية		المجموعة الثالثة		المجموعة الرابعة		المجموعة الخامسة		AVG
		عدد الدورات	MSE	عدد الدورات	MSE	عدد الدورات	MSE	عدد الدورات	MSE	عدد الدورات	MSE	
1	0.1	991	0.01281	997	0.01210	986	0.01318	990	0.01286	997	0.01764	0.01372
2	0.2	969	0.00638	992	0.00741	998	0.00922	995	0.01051	1000	0.01462	0.00963
3	0.3	968	0.00449	983	0.00458	995	0.00634	995	0.00933	993	0.01143	0.00723
4	0.4	963	0.00430	987	0.00472	982	0.00701	911	0.00925	994	0.00582	0.00706
5	0.5	990	0.00490	936	0.00383	997	0.01288	980	0.00824	992	0.00543	0.00363
6	0.6	991	0.00289	980	0.00371	990	0.00377	974	0.00531	998	0.00245	0.00363
7	0.7	996	0.00262	922	0.00361	982	0.00383	989	0.00479	1000	0.00182	0.00334
8	0.8	981	0.00241	966	0.00391	980	0.00365	981	0.00425	966	0.00176	0.00319
9	0.9	1000	**0.00167**	990	**0.00343**	992	**0.00342**	995	0.00361	998	**0.00147**	**0.00272**
10	1	949	0.00180	909	0.00352	1000	0.00372	975	**0.00333**	990	0.00157	0.00279
MIN		0.00167		0.00343		0.00342		0.00333		**0.00147**		0.00272
معدل التعلم للحل الأمثل		0.9		0.9		0.9		1		0.9		0.9

الجدول (5–42) نتائج تدريب شبكة عصبونية صنعية للمجموعات الخمس مؤلفة من طبقة خفية واحدة تحوي ستة وثلاثين عصبوناً .

رقم التصميم	معدل التعلم	المجموعة الأولى		المجموعة الثانية		المجموعة الثالثة		المجموعة الرابعة		المجموعة الخامسة		AVG
		عدد الدورات	MSE	عدد الدورات	MSE	عدد الدورات	MSE	عدد الدورات	MSE	عدد الدورات	MSE	
1	0.1	974	0.01297	979	0.01088	995	0.01281	995	0.01288	984	0.01844	0.01360
2	0.2	924	0.00931	972	0.00706	988	0.00984	992	0.00339	999	0.01454	0.00883
3	0.3	989	0.00437	947	0.00508	1000	0.00602	972	0.00949	990	0.00986	0.00696
4	0.4	944	0.00413	999	0.00477	998	0.00624	998	0.00755	969	0.00723	0.00741
5	0.5	692	0.00486	990	0.00448	927	0.0116	993	0.0104	1000	0.00572	0.00399
6	0.6	905	0.00341	961	0.0042	970	0.00471	998	0.00493	998	0.00269	0.00399
7	0.7	973	0.0023	911	0.0032	973	0.0042	992	0.00477	998	0.00228	0.00335
8	0.8	965	0.00222	886	0.00398	984	0.00356	996	0.0043	974	0.00203	0.00322
9	0.9	948	**0.00156**	829	0.00394	991	**0.00299**	983	0.00353	982	**0.0015**	0.00270
10	1	990	0.00174	976	**0.00299**	998	0.00332	992	**0.00339**	969	0.00182	**0.00265**
MIN		0.00156		0.00299		0.00299		0.00339		**0.00150**		0.00265
معدل التعلم للحل الأمثل		0.9		1		0.9		1		0.9		1

الجدول (5−43) نتائج تدريب شبكة عصبونية صنعية للمجموعات الخمس مؤلفة من طبقة خفية واحدة تحوي ثمانية وثلاثين عصبوناً .

رقم التصميم	معدل التعلم	المجموعة الأولى		المجموعة الثانية		المجموعة الثالثة		المجموعة الرابعة		المجموعة الخامسة		AVG
		عدد الدورات	MSE	عدد الدورات	MSE	عدد الدورات	MSE	عدد الدورات	MSE	عدد الدورات	MSE	
1	0.1	989	0.01284	996	0.01169	927	0.01286	998	0.01263	999	0.01793	0.01359
2	0.2	959	0.00643	936	0.00796	997	0.00901	999	0.01042	999	0.0139	0.00954
3	0.3	956	0.00445	905	0.00564	968	0.00643	997	0.00924	999	0.01088	0.00733
4	0.4	986	0.00415	993	0.00472	996	0.00632	989	0.0075	1000	0.00554	0.00692
5	0.5	550	0.0063	926	0.00469	843	0.01006	995	0.00927	984	0.00425	0.00398
6	0.6	994	0.00268	996	0.00415	978	0.00523	981	0.00554	981	0.00232	0.00398
7	0.7	963	0.00291	934	0.00347	998	0.00416	985	0.00573	971	0.00276	0.00380
8	0.8	930	0.00232	968	0.00378	998	0.00378	998	0.00376	983	0.00223	0.00317
9	0.9	991	**0.00156**	971	**0.00345**	990	**0.0032**	998	**0.00291**	966	0.00169	**0.00256**
10	1	977	0.00208	896	0.00378	996	0.00379	994	0.00334	993	**0.00169**	0.00294
MIN		**0.00156**		0.00345		0.00320		0.00291		0.00169		0.00256
معدل التعلم للحل الأمثل		0.9		0.9		0.9		0.9		1		0.9

يبين الجدول (5–44) ملخصاً للجداول السابقة حيث يشير عمود هيكلية الشبكة إلى معمارية الشبكة المختارة أي عدد عصبونات طبقة الدخل – عدد عصبونات الطبقة الخفية – عدد عصبونات طبقة الخرج ، ويدل عمود رقم المجموعة على المجموعة التي أعطت أصغر متوسط للخطأ التربيعي من بين المجموعات الخمـــس .

هيكلية الشبكة	رقم المجموعة	معدل التعلم	MSE
9-8-1	المجموعة الخامسة	1	0.00181
9-10-1	المجموعة الخامسة	0.9	0.00182
9-12-1	المجموعة الخامسة	0.9	0.00207
9-14-1	المجموعة الخامسة	1	0.00171
9-16-1	المجموعة الخامسة	1	0.00187
9-18-1	المجموعة الخامسة	1	0.00181
9-20-1	المجموعة الخامسة	1	0.00178
9-22-1	المجموعة الخامسة	0.9	0.00179
9-24-1	المجموعة الخامسة	0.9	0.00162
9-26-1	المجموعة الخامسة	1	0.00154
9-28-1	المجموعة الأولى	0.9	0.00166
9-30-1	المجموعة الخامسة	1	0.00148
9-32-1	المجموعة الأولى	1	0.00184
9-34-1	المجموعة الخامسة	0.9	**0.00147**
9-36-1	المجموعة الخامسة	0.9	0.00150
9-38-1	المجموعة الأولى	0.9	0.00156

الجدول (5–44) نتائج تدريب شبكة عصبونية صنعية مؤلفة من طبقة خفية واحدة بهيكليات ومعدلات تعلم مختلفة .

ويتضح من ملخص نتائج التدريب المبين في الجدول (5−44) أن الشبكة العصبونية المثلى الثانية بطبقة خفية واحدة نتجت عن مجموعة التدريب الخامسة ، تحوي 34 عصبون وبمعدل تعلم 0.9 بمتوسط للخطأ التربيعي مقداره $MSE = 0.00147$.

وبنفس الطريقة درست كافة الحالات المختلفة لهيكلية الشبكة من أجل طبقتين خفيتين حيث تم أخذ 34 عصبون في الطبقة الخفية الأولى مع قيمة لمعدل التعلم لهذه الطبقة مقداره 0.9 ، مع تغيير عدد العصبونات في الطبقة الخفية الثانية من 8−24 عصبون بالاعتماد على قيم متغيرة لمعدل التعلم لهذه الطبقة . ورتبت نتائج تدريب الشبكة العصبونية الصنعية للمجموعات الخمس المؤلفة من طبقتين خفيتين في الجداول من (5−45) إلى (5−52) وأخذت القيم الناتجة لمعدل الخطأ كأساس للمقارنة بين الحالات التصميمية المقترحة للشبكة لاختيار الحل الأمثل الذي يوافق الخطأ الأصغري.

الجدول(5–45) نتائج تدريب شبكة عصبونية صنعية مكونة من طبقتين خفيتين تحوي الطبقة الثانية عشرة عصبونات .

رقم التصميم	معدل التعلم	المجموعة الأولى		المجموعة الثانية		المجموعة الثالثة		المجموعة الرابعة		المجموعة الخامسة		AVG
		عدد الدورات	MSE	عدد الدورات	MSE	عدد الدورات	MSE	عدد الدورات	MSE	عدد الدورات	MSE	
1	0.1	976	0.00087	971	0.00122	989	0.00130	989	0.00346	931	0.00089	0.00155
2	0.2	920	0.00099	946	0.00157	912	0.00128	992	0.00325	899	0.00164	0.00175
3	0.3	966	0.00092	991	0.00071	978	0.00066	998	0.00308	980	0.00094	0.00126
4	0.4	958	0.00080	915	0.00148	963	0.00113	996	0.00292	829	0.00097	0.00171
5	0.5	867	0.00098	895	0.00072	923	0.00121	990	0.00466	982	0.00096	0.00157
6	0.6	951	0.00096	985	**0.00069**	992	0.00209	997	**0.00257**	983	0.00154	0.00157
7	0.7	964	**0.00079**	894	0.00072	993	0.00097	983	0.00386	991	0.00301	0.00187
8	0.8	918	0.00079	938	0.00081	982	**0.00059**	1000	0.00415	642	0.00367	0.00200
9	0.9	909	0.00080	681	0.00082	966	0.00079	954	0.00299	982	0.00091	**0.00126**
10	1	953	0.00080	545	0.00105	246	0.01656	989	0.00346	944	**0.00045**	0.00447
MIN		0.00079		0.00069		0.00059		0.00257		**0.00045**		0.00126
معدل التعلم للحل الأمثل		0.7		0.6		0.8		0.6		1		0.9

الجدول(5−46) نتائج تدريب شبكة عصبونية صنعية مكونة من طبقتين خفيتين تحوي الطبقة الثانية اثني عشر عصبوناً .

رقم التصميم	معدل التعلم	المجموعة الأولى		المجموعة الثانية		المجموعة الثالثة		المجموعة الرابعة		المجموعة الخامسة		AVG
		عدد الدورات	MSE	عدد الدورات	MSE	عدد الدورات	MSE	عدد الدورات	MSE	عدد الدورات	MSE	
1	0.1	948	0.00093	985	0.00072	974	0.00095	983	0.00511	923	0.00044	0.00163
2	0.2	921	0.00173	891	0.00127	986	0.0011	995	0.00507	952	0.00072	0.00198
3	0.3	934	0.00098	915	0.00091	967	0.00072	987	0.00267	847	0.00049	0.00115
4	0.4	924	0.00091	907	0.0012	980	0.00284	989	0.00176	953	0.00065	0.00151
5	0.5	986	0.00116	866	0.00123	1000	0.00071	911	0.00086	430	0.00358	0.00138
6	0.6	968	0.00071	871	0.00076	974	0.00073	979	0.00331	779	0.00139	0.00138
7	0.7	970	**0.00067**	970	0.00064	979	0.00075	950	**0.00069**	887	0.00048	**0.00065**
8	0.8	879	0.00086	939	0.00123	986	0.00118	996	0.00176	974	0.00056	0.00112
9	0.9	412	0.00457	800	**0.00063**	973	**0.00069**	980	0.00105	924	**0.0004**	0.00147
10	1	865	0.00069	963	0.00091	901	0.00095	998	0.00271	927	0.00045	0.00114
MIN		0.00067		0.00063		0.00069		0.00069		**0.00040**		0.00065
معدل التعلم للحل الأمثل		0.7		0.9		0.9		0.7		0.9		0.7

الجدول(5–47) نتائج تدريب شبكة عصبونية صنعية مكونة من طبقتين خفيتين تحوي الطبقة الثانية أربعة عشر عصبوناً .

رقم التصميم	معدل التعلم	المجموعة الأولى		المجموعة الثانية		المجموعة الثالثة		المجموعة الرابعة		المجموعة الخامسة		AVG
		عدد الدورات	MSE	عدد الدورات	MSE	عدد الدورات	MSE	عدد الدورات	MSE	عدد الدورات	MSE	
1	0.1	977	0.00249	984	**0.00061**	979	**0.00132**	989	0.00669	974	0.0043	0.00308
2	0.2	970	0.00256	926	0.00255	880	0.00185	976	0.00471	993	0.00284	0.00290
3	0.3	1000	0.00229	993	0.00162	979	0.00209	996	0.00486	1000	0.00223	0.00262
4	0.4	998	0.00188	994	0.00236	995	0.00277	995	0.00406	992	0.00176	0.00289
5	0.5	1000	0.00238	998	0.00332	962	0.00162	999	0.00382	998	0.00332	0.00235
6	0.6	905	0.00158	957	0.00135	967	0.00166	991	0.00433	997	0.00284	0.00235
7	0.7	913	0.00211	997	0.00141	971	0.00139	1000	**0.0023**	982	0.00209	0.00186
8	0.8	989	0.00174	995	0.00106	997	0.00184	990	0.00386	998	0.00256	0.00221
9	0.9	996	0.00196	945	0.00182	985	0.00254	996	0.00352	927	0.00161	0.00229
10	1	986	**0.0012**	869	0.00193	963	0.00164	975	0.00236	845	**0.00145**	**0.00172**
MIN		0.00120		**0.00061**		0.00132		0.00230		0.00145		0.00172
معدل التعلم للحل الأمثل		1		0.1		0.1		0.7		1		1

الجدول(5–48) نتائج تدريب شبكة عصبونية صنعية مكونة من طبقتين خفيتين تحوي الطبقة الثانية ستة عشر عصبوناً .

رقم التصميم	معدل التعلم	المجموعة الأولى		المجموعة الثانية		المجموعة الثالثة		المجموعة الرابعة		المجموعة الخامسة		AVG
		عدد الدورات	MSE	عدد الدورات	MSE	عدد الدورات	MSE	عدد الدورات	MSE	عدد الدورات	MSE	
1	0.1	878	0.00094	999	0.00179	1000	0.00157	994	0.0032	1000	0.00064	0.00163
2	0.2	953	0.00206	990	0.00104	970	0.00081	980	0.00148	996	0.00086	0.00125
3	0.3	998	0.00188	930	0.00154	516	0.00241	931	0.00195	952	0.00084	0.00172
4	0.4	971	0.00097	939	**0.00072**	988	**0.00054**	991	0.00116	824	0.00048	0.00262
5	0.5	964	0.00082	940	0.00276	933	0.00252	1000	0.00174	848	0.00526	0.00136
6	0.6	958	0.00181	996	0.00095	993	0.00142	995	0.00181	888	0.00083	0.00136
7	0.7	986	0.00084	989	0.00489	981	0.00143	995	0.00123	959	0.00048	0.00177
8	0.8	995	0.00091	891	0.00095	998	0.00124	998	0.00193	854	0.00095	0.00120
9	0.9	976	**0.00072**	948	0.00078	999	0.00118	976	**0.00097**	895	0.00054	**0.00084**
10	1	972	0.00073	838	0.00118	993	0.00137	991	0.00152	974	**0.00045**	0.00105
MIN		0.00072		0.00072		0.00054		0.00097		**0.00045**		0.00084
معدل التعلم للحل الأمثل		0.9		0.4		0.4		0.9		1		0.9

الجدول(5-49) نتائج تدريب شبكة عصبونية صنعية مكونة من طبقتين خفيتين تحوي الطبقة الثانية ثمانية عشر عصبوناً .

رقم التصميم	معدل التعلم	المجموعة الأولى		المجموعة الثانية		المجموعة الثالثة		المجموعة الرابعة		المجموعة الخامسة		AVG
		عدد الدورات	MSE	عدد الدورات	MSE	عدد الدورات	MSE	عدد الدورات	MSE	عدد الدورات	MSE	
1	0.1	900	0.00071	815	0.00154	988	0.00159	955	0.00151	910	0.00055	0.00118
2	0.2	997	0.00073	978	0.00118	987	0.00144	996	0.00288	977	0.00066	0.00138
3	0.3	987	0.00067	674	0.001	983	0.00105	975	0.00267	972	0.0007	0.00122
4	0.4	967	**0.0005**	910	0.00092	670	0.0025	996	0.00199	941	0.00045	0.00142
5	0.5	986	0.00053	950	0.00122	751	0.00415	929	**0.00063**	931	0.00057	0.00069
6	0.6	823	0.00078	976	0.00084	923	0.00068	963	0.00077	971	0.00038	0.00069
7	0.7	976	0.0006	997	0.00159	995	0.0007	1000	0.00231	964	0.00035	0.00111
8	0.8	894	0.00116	964	0.00127	999	0.00144	956	0.00212	827	0.00052	0.00130
9	0.9	991	0.00054	994	0.00073	978	0.00085	921	0.00083	6987	**0.0001**	**0.00061**
10	1	798	0.00069	959	**0.00054**	908	**0.00066**	988	0.00161	971	0.00051	0.00080
MIN		0.00050		0.00054		0.00066		0.00063		**0.00010**		0.00061
معدل التعلم للحل الأمثل		0.4		1		1		0.5		0.9		0.9

الجدول(5−50) نتائج تدريب شبكة عصبونية صنعية مكونة من طبقتين خفيتين تحوي الطبقة الثانية عشرين عصبوناً .

رقم التصميم	معدل التعلم	المجموعة الأولى		المجموعة الثانية		المجموعة الثالثة		المجموعة الرابعة		المجموعة الخامسة		AVG
		عدد الدورات	MSE	عدد الدورات	MSE	عدد الدورات	MSE	عدد الدورات	MSE	عدد الدورات	MSE	
1	0.1	997	0.00294	920	0.00576	995	0.00582	992	0.00599	994	0.00388	0.00488
2	0.2	988	0.00249	962	0.00314	993	0.00464	991	0.00408	993	0.00321	0.00351
3	0.3	958	0.00342	1000	0.00176	978	0.00185	982	0.00306	975	0.00181	0.00238
4	0.4	984	0.00294	970	0.00162	995	0.00143	999	0.00433	970	0.00109	0.00277
5	0.5	998	0.00402	972	0.00148	993	0.00178	999	0.0051	987	0.00145	0.00165
6	0.6	927	0.00265	937	0.00143	996	0.00147	937	0.00209	972	**0.0006**	0.00165
7	0.7	950	0.00248	1000	0.00215	999	0.00176	973	0.00258	998	0.00111	0.00202
8	0.8	937	0.00239	979	0.00139	908	0.00567	982	0.00259	977	0.00082	0.00257
9	0.9	982	**0.00159**	873	0.00135	933	**0.00102**	986	0.00219	974	0.0012	**0.00147**
10	1	980	0.00221	977	**0.00123**	996	0.00142	979	**0.00179**	947	0.00112	0.00155
MIN		0.00159		0.00123		0.00102		0.00179		**0.00060**		0.00147
معدل التعلم للحل الأمثل		0.9		1		0.9		1		0.6		0.9

الجدول(5−51) نتائج تدريب شبكة عصبونية صنعية مكونة من طبقتين خفيتين تحوي الطبقة الثانية اثنين وعشرين عصبوناً .

رقم التصميم	معدل التعلم	المجموعة الأولى		المجموعة الثانية		المجموعة الثالثة		المجموعة الرابعة		المجموعة الخامسة		AVG
		عدد الدورات	MSE	عدد الدورات	MSE	عدد الدورات	MSE	عدد الدورات	MSE	عدد الدورات	MSE	
1	0.1	961	0.00139	998	0.00265	999	0.00582	982	0.00452	933	0.00081	0.00304
2	0.2	954	0.00117	950	0.00113	986	0.00464	981	0.0011	976	0.0005	0.00171
3	0.3	979	0.00112	1000	0.00176	996	0.00185	953	**0.00105**	990	0.00068	0.00129
4	0.4	928	0.00112	967	0.00084	980	0.00143	745	0.00366	980	0.00058	0.00121
5	0.5	895	0.00113	1000	0.0012	974	0.00178	997	0.00132	954	0.00063	0.00138
6	0.6	509	0.00178	974	0.00142	891	0.00147	991	0.00188	985	**0.00035**	0.00138
7	0.7	978	0.0012	918	0.00095	946	0.00176	975	0.00115	874	0.00044	0.00110
8	0.8	998	0.00149	962	**0.0007**	976	0.00567	982	0.00128	865	0.00051	0.00193
9	0.9	843	**0.0006**	800	0.00091	980	**0.00102**	983	0.00125	944	0.0004	**0.00084**
10	1	702	0.00073	926	0.00108	906	0.00142	969	0.00146	935	0.00046	0.00103
MIN		0.00060		0.00070		0.00102		0.00105		**0.00035**		0.00084
معدل التعلم للحل الأمثل		0.9		0.8		0.9		0.3		0.6		0.9

الجدول(5−52) نتائج تدريب شبكة عصبونية صنعية مكونة من طبقتين خفيتين تحوي الطبقة الثانية أربعة وعشرين عصبوناً .

رقم التصميم	معدل التعلم	المجموعة الأولى		المجموعة الثانية		المجموعة الثالثة		المجموعة الرابعة		المجموعة الخامسة		AVG
		عدد الدورات	MSE	عدد الدورات	MSE	عدد الدورات	MSE	عدد الدورات	MSE	عدد الدورات	MSE	
1	0.1	996	0.001	988	0.00114	919	0.00096	987	0.00187	998	0.00098	0.00119
2	0.2	979	0.00128	991	0.00205	876	**0.00075**	987	0.00197	914	0.00051	0.00131
3	0.3	963	0.00073	930	0.00154	995	0.0008	980	0.00179	928	0.00052	0.00108
4	0.4	928	0.00181	939	0.00072	901	0.00362	996	0.00154	647	0.00041	0.00125
5	0.5	969	0.00123	874	0.00099	946	0.00146	979	0.00216	949	**0.00039**	**0.00097**
6	0.6	940	0.00145	960	**0.00063**	977	0.00086	958	0.00138	917	0.00055	0.00097
7	0.7	915	0.00072	1000	0.00134	912	0.00132	984	**0.00132**	859	0.0004	0.00102
8	0.8	949	**0.00058**	904	0.00088	1000	0.00138	997	0.00237	961	0.00044	0.00113
9	0.9	898	0.00077	933	0.0008	997	0.00155	960	0.00215	1000	0.00065	0.00118
10	1	908	0.00125	913	0.0012	768	0.00123	944	0.00225	983	0.0004	0.00127
MIN		0.00058		0.00063		0.00075		0.00132		**0.00039**		0.00097
معدل التعلم للحل الأمثل		0.8		0.6		0.2		0.7		0.5		0.5

يبين الجدول (5–53) ملخصاً للجداول السابقة حيث يشير عمود هيكلية الشبكة إلى معمارية الشبكة المختارة أي عدد عصبونات طبقة الدخل – عدد عصبونات الطبقة الخفية الأولى – عدد عصبونات الطبقة الخفية الثانية – عدد عصبونات طبقة الخرج ، ويدل عمود رقم المجموعة على المجموعة التي أعطت أصغر متوسط للخطأ التربيعي من بين المجموعات الخمـــس .

الجدول (5–53) نتائج تدريب شبكة عصبونية صنعية مؤلفة من طبقتين خفيتين بهيكليات ومعدلات تعلم مختلفة .

هيكلية الشبكة	رقم المجموعة	معدل التعلم	MSE
9-34-10-1	المجموعة الخامسة	1	0.00045
9-34-12-1	المجموعة الخامسة	0.9	0.0004
9-34-14-1	المجموعة الأولى	1	0.0012
9-34-16-1	المجموعة الخامسة	1	0.00045
9-34-18-1	المجموعة الخامسة	0.9	**0.0001**
9-34-20-1	المجموعة الخامسة	0.6	0.0006
9-34-22-1	المجموعة الخامسة	0.6	0.00035
9-34-24-1	المجموعة الخامسة	0.5	0.00039
9-34-26-1	المجموعة الخامسة	1	0.00154

ويتضح من ملخص نتائج التدريب المبين في الجدول (5–53) أن أصغر متوسط للخطأ التربيعي تم التوصل له $MSE = 0.0001$ ، نتج عن مجموعة التدريب الخامســة .

وبمقارنة الجدولين (5–44) ، (5–53) تبين أن الشبكة العصبونية الصنعية المثلى التي أعطت أصغر خطأ هي الشبكة المكونة من طبقتين خفيتين تحوي الأولى 34 عصبون ، معدل التعلم لها 0.9 وتحوي الثانية 18 عصبون ، معدل التعلم لها 0.9 وكان متوسط الخطأ التربيعي الأصغر ي MSE=0.0001 .

أي أن هيكلية الشبكة العصبونية المثلى الثانية التي تعطي خطأ أصغري تتـــألف من :

- طبقة دخل : تحوي 9 عصبونات.

- طبقتين خفيتين: تحوي الأولى 34 عصبون ، معدل التعلم لها 0.9 ، تابع تفعيلها تابع الـــ *Sigmoid*

تحوي الثانية 18 عصبون ، معدل التعلم لها 0.9 ، تابع تفعيلها تابع الـــ *Sigmoid* .

- طبقة خرج : تحوي عصبـــون واحد هو (مقاومـــة البيتون على الضغط) ، معدل التعلم لها 0.1 ، تابع تفعيلها لها تابع الـ *Gussian* .

وقد أعطت خطأ متوسط للعينات مقداره 0.007 ، وكان متوسط الخطأ التربيعي MSE=0.0001 .

5- 5- 5 اختبار الشبكة العصبونية الصنعية المثلى الثانية

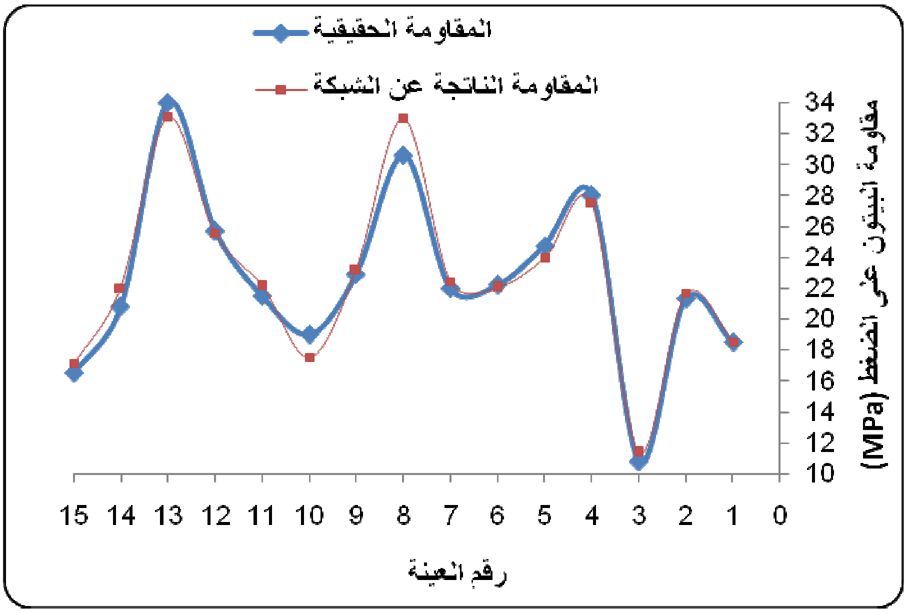
Second Artificial Neural Network Testing

بعد تحديد بنية الشبكة العصبونية الصنعية المثلى لدراستنا الموافقة للخطأ الأصغري ، تم القيام بعملية التحقق من الشبكة عن طريق تزويدها بخمس عشرة عينة خلطة بيتونية جديدة لم تتدرب عليها الشبكة من قبل ، وقد أعطت الشبكة قيماً لمقاومة البيتون على الضغط لهذه العينات ثم تمت مقارنة القيم الحقيقية مع النتائج المحسوبة من الشبكة كما هو موضح في الجدول (5- 54) .

الجدول (5- 54) القيم الحقيقية لمقاومة البيتون على الضغط مع النتائج المحسوبة من الشبكة.

رقم الخلطة البيتونية	مقاومة البيتون على الضغط الناتجة عن الاختبار الحقيقي(MPa)	مقاومة البيتون على الضغط الناتجة عن اختبار الشبكة (MPa)
1	18.5	18.495
2	21.3	21.651
3	10.8	11.344
4	28	27.511
5	24.75	24.007
6	22.2	22.026
7	22	22.418
8	30.6	32.98
9	22.9	23.102
10	19	17.502
11	21.5	22.109
12	25.7	25.569
13	34	33.095
14	20.8	21.9
15	16.5	17.077

كما تم رسم الشكل (5 – 9) الذي يمثل المخطط البياني لكل من القيم الحقيقية والقيم الناتجة عن اختبار الشبكة بناء على النتائج المبينة في الجـــدول (5–54) ، مما يمكّن من ملاحظة مدى التقارب الكبير بين تلك القيم .

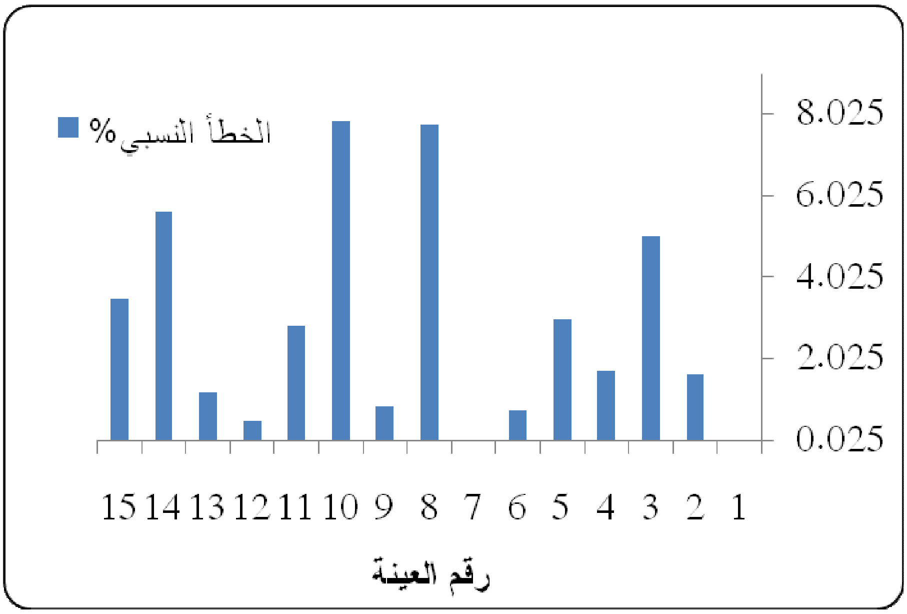


الشكل (5–9) المقاومة الحقيقية و المقاومة الناتجة عن الشبكة .

بعد ذلك قمنا بحساب قيمة الخطأ النسبي بين قيم مقاومة البيتون على الضغط الناتجة عن كسر العينات مع نظيراتها التي قامت الشبكة بتحديدها والذي يساوي ([المقاومة الناتجة عن اختبار الشبكة – المقاومة الحقيقية] / المقاومة الحقيقية) كما هو مبين في الجدول (5–55) ، تم رسم الشكل (5–10) الذي يمثل المخطط البياني اعتماداً على الجدول المذكور والذي يبين أن أكبر قيمة للخطأ النسبي % 7.88 ، وأصغر قيمة لهذا الخطأ 0.019% ، أي بمتوسط للخطأ النسبي لكل العينات المختبرة مقداره % 2.928 مما يدل على فعالية الشبكة العصبونية الصنعية التي تم تطويرها في هذا البحث ، وعلى إمكانية استخدام هذه الشبكة بدقة مقبولة في المخابر الهندسية ومن قبل مصممي الخلطات كأداة مساعدة في تحديد مقاومة البيتون على الضغط .

الجدول (5- 55) الخطأ النسبي بين قيم مقاومة البيتون على الضغط الناتجة عن كسر العينات مع نظيراتها التي قامت الشبكة بتحديدها .

رقم الخلطة البيتونية	مقاومة البيتون على الضغط الناتجة عن الاختبار الحقيقي(MPa)	مقاومة البيتون على الضغط الناتجة عن اختبار الشبكة (MPa)	الخطأ النسبي %
1	18.5	18.495	0.027
2	21.3	21.651	1.646
3	10.8	11.344	5.04
4	28	27.511	1.75
5	24.75	24.007	3
6	22.2	22.026	0.78
7	22	22.418	0.019
8	30.6	32.98	7.77
9	22.9	23.102	0.88
10	19	17.502	7.88
11	21.5	22.109	2.83
12	25.7	25.569	0.51
13	34	33.095	2.66
14	20.8	21.97	5.625
15	16.5	17.077	3.5



الشكل (5-10) الخطأ النسبي للمقاومة الحقيقية و المقاومة الناتجة عن الشبكة

كما وجدنا بمقارنة الشكل (5-8) مع الشكل (5-10) أن الشبكة العصبونية الصنعية المثلى الثانية أعطت قيماً لمقاومة الخلطات البيتونية المختبرة على الضغط أدق وأقرب للواقع من مثيلاتها التي تم الحصول عليها من الشبكة العصبونية الصنعية المثلى الأولى مما يدل على مدى تأثير دراسة أكبر عدد ممكن من العوامل المؤثرة على المشكلة .

ملخص البحث : *Summary*

تم في هذا البحث تطوير شبكة عصبونية صنعية مثلى للتنبؤ بمقاومة البيتون على الضغط . استخدمنا في تدريبها وتطويرها نوعين من بيانات الخلطات البيتونية وكانت النتيجة الأفضل للنوع الثاني من البيانات كونها تأخذ بعين الاعتبار أثناء الدراسة عدد أكبر من العوامل المؤثرة على مقاومة البيتون على الضغط .

تم اختبار الشبكة ومقارنة النتائج التي قامت بالتنبؤ بها مع النتائج الحقيقية الناتجة عن كسر عينات الخلطات البيتونية بالمخبر وقد أثبتت الشبكة العصبونية الصنعية المثلى فعاليتها .

الفصل السادس

النتائج والتوصيات

Results and Recommendations

1-6 نتائج البحث *Results of Research*

1. تم باستخدام الشبكات العصبونية الصنعية حل أحد المسائل الهندسية وهي مسألة التنبؤ بمقاومة البيتون على الضغط عن طريق تدريبها بواسطة عينات تجارب مخبرية تم إجراؤها سابقاً عن طريق المحاولة والخطأ ، ومن ثم اختبارها للتأكد من مدى فعاليتها وحصلنا على نتيجة إيجابية و منطقية .

2. تم الحصول على شبكة عصبونية مثلى ناتجة عن بيانات خلطات بيتونية مأخوذة من مخابر البيتون ومواد البناء في كليتي الهندسة المدنية في جامعة دمشق وجامعة البعث والتي تدرس تأثير تسعة عوامل من تلك المؤثرة على مقاومة البيتون على الضغط وهي (وزن الاسمنت – نوع الاسمنت – وزن البحص الفولي – وزن البحص العدسي – وزن الزرادة – وزن الرمل – نسبة الماء/الاسمنت – هبوط مخروط ابرامس – نوع الرمل) حيث أن الأوزان مأخوذة في $1m^3$ من الخلطة البيتونية .

3. استعنا ببرنامج *Brain Maker* كأداة مساعدة لتدريب الشبكة العصبونية واختبارها واختيار الشبكة العصبونية المثلى.

4. تم استخدام تابع *Sigmoid* ، *Gussian* في بناء الشبكة العصبونية الصنعية المطورة في هذا البحث .

5. تم استخدام شبكة عصبونية صنعية متعددة الطبقات (*Multi Layer Artificial Neural Networks*) ، أمامية التغذية (*Feedforword Networks*) ، تعتمد طريقة التدريج التراجعي في حساب الخطأ وتوزيعه (*propagation pack*) .

6. تم بناء وتصميم شبكة عصبونية مثلى تتألف من :
   - طبقة دخل : تحوي 9 عصبونات.

- طبقتين خفيتين: تحوي الأولى 34 عصبون ، معدل التعلم لها 0.9 ، تابع تفعيلها تابع الـ *Sigmoid* .

تحوي الثانية 18 عصبون ، معدل التعلم لها 0.9 ، تابع تفعيلها تابع الـ *Sigmoid* .

- طبقة خرج : تحوي عصبون واحد هو (مقاومة البيتون على الضغط) ، معدل التعلم لها 0.1 ، تابع تفعيلها لها تابع الـ *Gussian* .

وقد أعطت خطأ متوسط للعينات مقداره 0.007 ، وكان متوسط الخطأ التربيعي MSE=0.0001 .

7. تم مقارنة قيم مقاومة البيتون على الضغط الناتجة عن كسر العينات مع نظيراتها التي قامت الشبكة العصبونية المثلى المطورة في هذه الدراسة بتحديدها فكان متوسط الخطأ النسبي لعينات الاختبار % 2.928 .

8. يمكن استخدام الشبكة العصبونية المطورة بدقة مقبولة في تقدير مقاومة البيتون على الضغط في المجالات الهندسية البحثية المختلفة بالإضافة إلى المشاريع الهندسية العملية.

2-6 توصيات البحث *Recommendations of Research*

1. في هذا البحث تم دراسة (9) عوامل من العوامل التي تؤثر على مقاومة البيتون على الضغط ، وإشارةً إلى كثرة العوامل التي تؤثر على هذه المقاومة فإن توسيع مجال الدراسة وإدخال عوامل إضافية نذكر منها الإضافات المستخدمة حديثاً سيكون له أهميته في الوصول إلى نتائج أكثر دقة وواقعية .

2. إن دقة النتائج الممكن الحصول عليها من الشبكة تزداد بازدياد العينات المستخدمة ، أي يمكن اعتبار النموذج المطور في هذا البحث بمثابة دماغ الكتروني صغير يمكن أن تزداد خبرته و دقته بازدياد عدد العينات وصولاً إلى الشكل الأمثلي تماماً ، لذلك تعتبر عملية تغذية الشبكة العصبونية المطورة في هذا البحث عمل متواصل ودائم .

3. تم الاستعانة في بناء و تطوير الشبكة العصبونية الصنعية في هذا البحث ببرنامج *Brainmaker* الذي يعتبر من أهم البرامج التي تعتمد على الذكاء الصناعي ، علماً أن هناك عدد كبير من البرامج المتوفرة على شبكة الانترنيت التي تم تجريب أغلبها قبل استخدام هذا البرنامج ولم يتم التمكن من الحصول على نتيجة مرضية منها لعدم وثوقيتها ،ودمغها عادةً بنسخة تجريبية من قبل المصمم ، لذا يفضل عدم إضاعة الوقت في تجريب هذه البرامج في أبحاث مستقبلية مالم يتم شراؤها من مصدرها بشكل آمن و موثوق .

4. محاولة الاستعانة بأحد لغات البرمجة لاستخلاص الشبكة المطورة المثلى لتكون برنامجاً مستقلاً بحد ذاته يساعد مصمم الخلطات البيتونية في تصميم الخلطات و الحصول على المقاومة المرغوبة ، وذلك بعد لحظ كافة العوامل المؤثرة على مقاومة البيتون على الضغط وذلك بعد استخدام عدد كبير جداً من عينات التدريب المختبرة .

5. ضرورة توثيق كافة المعلومات عن الخلطات البيتونية التي يتم إجراؤها بالإضافة لاختبارات مقاومة هذه الخلطات البيتونية وتشكيل قاعدة بيانات في مخابر كلية الهندسة المدنية ليتسنى للباحثين إمكانية الاستفادة من تقنية الشبكات العصبونية الصنعية في دراسة مقاومة الخلطات البيتونية على الشد ومقاومتها على القص إضافة للمقاومة على الضغط التي تم دراستها في هذا البحث .

الملاحق

Appendix

يحوي هذا الفصل الملاحق التالية :

1- الملحق (1) جدول بيانات الخلطات البيتونية المستخدمة في عملية تدريب نموذج الشبكات العصبونية الصنعية الأولى.
2- الملحق (2) جدول بيانات الخلطات البيتونية المستخدمة في عملية اختبار نموذج الشبكات العصبونية الصنعية الأولى.
3- الملحق (3) جدول بيانات الخلطات البيتونية المستخدمة في عملية تدريب نموذج الشبكات العصبونية الصنعية الثانية.
4- الملحق (4) جدول بيانات الخلطات البيتونية المستخدمة في عملية اختبار نموذج الشبكات العصبونية الثانية.

الملحق (1) جدول بيانـــات الخلطـــات البيتونيـــة المســـتخدمة في عملية تدريب نموذج الشبكات العصبونية الصنعية الأولى.

ID	(C) Kg/m^3	(W) Kg/m^3	(S) Kg/m^3	(G) Kg/m^3	(S_L) cm	$(K)\ Kg/m^2$	(f'_C) MPa
1	400	248	1120	1640	20	400	37.5
2	450	167	600	1197	1	500	53.6
3	450	167	600	1197	1	400	35.6
4	400	172	600	1200	1	400	31.4
5	400	172	600	1200	1	500	40
6	420	279	1540	0	24	500	24.1
7	570	303	1350	0	35	500	38
8	600	210	1560	0	13	400	28
9	600	210	1560	0	13	400	36
10	600	276	948	1698	24	400	52.8
11	360	215	600	1100	8	400	28.7
12	300	200	709	1090	6	400	16
13	270	197	749	1090	5	400	10.2
14	370	190	680	1020	4	400	16
15	302	231	593	1312	15	400	17.2
16	302	233	598	1330	15	400	20
17	538	188	483	1200	4	400	50
18	446	178	570	1220	1	400	47.7
19	384	173	610	1245	2	400	41.9
20	340	170	657	1245	2	400	37
21	283	170	710	1245	2	400	29.1
22	213	170	790	1227	2	400	18.3
23	334	167	657	1255	2	400	37.4
24	360	180	650	1210	2	400	36.5
25	400	200	630	1153	6	400	35

الملحق (1) جدول بيانـــات الخلطـــات البيتونيـــة المســـتخدمة في عملية تدريب نموذج الشبكات العصبونية الصنعية الأولى.

ID	(C) Kg/m^3	(W) Kg/m^3	(S) Kg/m^3	(G) Kg/m^3	(S_L) cm	$(K)\,Kg/m^2$	(f'_C) MPa
26	336	168	657	1245	2	400	37
27	376	188	506	1320	4	400	34
28	200	142	710	740	1	400	17.1
29	513	231	536	370	16	400	23
30	358	190	615	1235	4	400	36.6
31	350	196	854	945	6	400	24.4
32	350	196	854	1029	6	400	25.9
33	350	203	1400	0	8	400	16.1
34	350	196	1274	595	6	400	20.2
35	450	162	716	1071	1	400	44.4
36	350	158	777	1162	1	400	35.6
37	250	150	795	1195	1	400	35.6
38	525	236	651	982	16	500	27
39	350	175	680	1240	2	300	32.1
40	350	175	680	1240	2	400	35.8
41	350	175	680	1240	2	500	38.8
42	350	170	790	1170	2	400	34
43	350	185	680	1170	3.5	400	37.3
44	350	205	600	1170	8	400	39.8
45	350	230	520	1170	14	400	35.4
46	350	205	780	1150	8	400	20.2
47	230	225	725	1150	12	400	20.4
48	245	215	720	1150	10	400	20.3
49	255	210	720	1150	9	400	19.8
50	350	283	680	1000	25	400	25.8

الملحق (1) جدول بيانـــات الخلطـــات البيتونيـــة المســـتخدمة في عملية تدريب نموذج الشبكات العصبونية الصنعية الأولى.

ID	(C) Kg/m^3	(W) Kg/m^3	(S) Kg/m^3	(G) Kg/m^3	(S_L) cm	$(K)\,Kg/m^2$	(f'_C) MPa
51	350	262	700	1010	23	400	30.6
52	350	248	730	1040	20	400	35.5
53	500	200	455	1200	6.5	400	41
54	250	155	817	1115	1	400	16.5
55	348	164	733	1100	1	400	27.4
56	475	176	640	1077	4	400	33.5
57	350	193	565	438	6	400	14.6
58	482	207	494	436	10	400	18.8
59	450	180	500	1320	2	400	51.5
60	350	175	567	1350	2	400	43
61	292	175	620	1345	2	400	35.7
62	340	245	600	940	15	400	25.2
63	340	240	600	1000	15	400	22.7
64	580	300	435	1000	35	400	43.7
65	432	240	580	1040	18	400	43
66	210	245	650	940	18	400	12
67	275	179	520	1718	4	400	21.2
68	350	200	500	1760	7	400	24.1
69	475	247	600	1436	26	400	29.8
70	260	230	880	1000	14	400	22.5
71	280	230	880	1000	15	400	22.7
72	420	200	580	1300	6	400	26.6
73	635	190	350	1350	4	500	48
74	670	181	350	1360	2	500	56
75	660	191	370	1310	4	500	49

الملحق (1) جدول بيانـــات الخلطـــات البيتونيـــة المســـتخدمة في عملية تدريب نموذج الشبكات العصبونية الصنعية الأولى.

ID	(C) Kg/m^3	(W) Kg/m^3	(S) Kg/m^3	(G) Kg/m^3	(S_L) cm	$(K)\ Kg/m^2$	(f'_C) MPa
76	382	214	935	730	10	500	40.8
77	383	211	937	730	10	500	41.7
78	383	207	940	730	10	500	43.2
79	400	279	405	690	24	500	28
80	580	272	430	520	24	500	30
81	330	188	650	1198	5	500	27
82	500	185	300	1300	3	500	44
83	550	209	425	1200	3	500	70
84	300	159	580	1420	2	500	22.5
85	340	166	530	1490	2	500	25
86	380	180	540	1400	4	500	25
87	300	180	615	1400	2.5	500	25
88	350	179	592	1380	2.5	500	25
89	300	180	570	1440	2.5	500	20
90	280	171	580	1529	2.5	500	20
91	462	185	419	1134	3	400	33.1
92	330	281	535	1485	25	400	21.3
93	415	299	545	1588	35	400	26
94	370	266	600	1665	22	400	26.5
95	410	246	560	1674	20	400	34.9
96	515	258	47	1692	21	400	44
97	230	149	806	1280	1	400	37.1
98	230	154	806	1280	1	400	32.2
99	230	167	807	1280	2	400	26.8
100	230	141	806	1280	1	400	33

الملحق (1) جدول بيانات الخلطات البيتونية المستخدمة في عملية تدريب نموذج الشبكات العصبونية الصنعية الأولى.

ID	(C) Kg/m^3	(W) Kg/m^3	(S) Kg/m^3	(G) Kg/m^3	(S_L) cm	$(K)\ Kg/m^2$	(f'_C) MPa
101	542	271	512	1383	2	500	55
102	620	238	427	1552	10	500	65.5
103	720	210	385	1636	15	500	78
104	530	175	412	3298	2	500	68.4
105	650	215	580	2800	9	500	75
106	745	216	535	2819	9	500	78.8
107	510	196	1469	0	4	400	33.2
108	200	265	488	593	8	400	8.1
109	280	285	445	613	17	400	13.2
110	430	190	590	1164	3	400	34.4
111	387	190	633	1164	5	400	34.4
112	365	190	655	1164	5.5	400	35.1
113	340	238	612	952	16	400	20.2
114	380	228	684	1064	14	400	37.4
115	387	190	633	1164	5	400	32.4
116	365	190	655	1164	5.5	400	35.5
117	300	189	786	1320	4	400	29
118	400	188	588	1156	4	400	42.4
119	320	147	608	1536	1	400	46.4
120	400	184	548	1248	4	400	35.5
121	500	230	540	1050	12	400	37
122	495	173	569	1228	2	400	46.6
123	433	193	795	1050	5	370	22
124	440	207	800	1100	9	470	29.1
125	500	203	825	1020	7	590	34.9

الملحق (1) جدول بيانـــات الخلطـــات البيتونيـــة المســـتخدمة في عملية تدريب نموذج الشبكات العصبونية الصنعية الأولى.

ID	(C) Kg/m^3	(W) Kg/m^3	(S) Kg/m^3	(G) Kg/m^3	(S_L) cm	$(K)\ Kg/m^2$	(f'_C) MPa
126	435	195	795	1070	5	630	38
127	260	175	730	1180	2	400	20.8
128	415	195	515	1180	5	400	32.1
129	270	185	695	1180	4	400	23
130	395	200	565	1165	7	400	28.8
131	250	185	725	1155	4	400	20.5
132	400	195	590	1140	5	400	35.7
133	320	187	635	1190	4	400	29.8
134	415	208	505	1180	9	400	30
135	236	175	880	1180	2	400	21.5
136	366	183	761	1830	3	400	40.7
137	512	205	614	1157	7	400	46.4
138	450	202	801	945	6	400	40
139	590	210	300	1300	15	400	49.3
140	587	207	295	1310	15	400	50.1
141	589	208	303	1320	15	400	50.2
142	595	210	303	1301	15	400	48.9
143	350	160	451	1540	1	400	17.1
144	371	203	865	897	8	400	25.5
145	318	200	707	1096	8	400	18.5
146	360	225	630	1255	6	400	27.2
147	400	210	630	1421	9	400	37.2
148	215	270	530	680	14	400	11.5
149	230	260	425	675	12	400	20.7
150	240	350	480	470	17	400	9

الملحق (1) جدول بيانـــات الخلطـــات البيتونيـــة المســـتخدمة في عملية تدريب نموذج الشبكات العصبونية الصنعية الأولى.

ID	(C) Kg/m^3	(W) Kg/m^3	(S) Kg/m^3	(G) Kg/m^3	(S_L) cm	$(K)\ Kg/m^2$	(f'_C) MPa
151	500	190	550	1200	4	400	59.8
152	350	160	451	1540	1	400	16.6
153	350	160	451	1540	1	400	19.3
154	500	190	550	1200	4	400	56.5
155	575	165	345	1340	1	600	77
156	650	216	460	1250	13	600	66
157	400	120	300	1060	1	600	81.3
158	480	144	360	1272	1	600	83
159	665	273	293	1038	14	400	40
160	580	232	0	1361	16	400	30
161	400	210	630	1421	9	400	35.7
162	600	240	0	1496	16	400	38
163	420	180	680	909	2	400	28.7
164	420	170	360	1479	1	400	26
165	260	175	720	903	1	400	21
166	260	160	640	1289	1	400	25.8
167	260	150	460	1526	1	400	32.5
168	420	170	680	970	1	400	44.3
169	420	175	360	1577	1	400	48.7
170	220	185	750	912	2	400	14.3
171	220	190	650	1225	4	400	15.4
172	220	205	500	1505	7	400	18.4
173	540	210	610	990	9	400	41.7
174	540	200	450	1317	7	400	36.4
175	540	220	290	1631	13	400	35

الملحق (1) جدول بيانـــات الخلطـــات البيتونيـــة المســـتخدمة في عملية تدريب نموذج الشبكات العصبونية الصنعية الأولى.

ID	(C) Kg/m^3	(W) Kg/m^3	(S) Kg/m^3	(G) Kg/m^3	(S_L) cm	$(K)\ Kg/m^2$	(f'_C) MPa
176	345	180	620	1300	2	400	26.6
177	300	145	670	1330	1	400	22.5
178	335	180	610	1320	2	400	26
179	390	186	400	1340	2	400	35.1
180	290	145	690	1330	1	400	21.2
181	345	185	620	1330	2	400	27
182	530	276	604	986	15	400	52.5
183	250	225	1225	1225	14	400	15.9
184	530	276	604	986	15	400	30.6
185	230	184	736	736	2	400	15.7
186	600	270	714	714	15	400	41.4
187	572	229	567	960	15	400	28
188	580	261	567	950	15	400	29.6
189	523	366	488	813	15	400	27.9
190	317	152	597	855	1	400	27.1
191	383	153	567	3221	1	400	33.2
192	222	158	726	3006	1	400	24.4
193	383	153	567	3221	1	400	42.5
194	510	270	152	698	15	400	23
195	454	277	165	619	15	400	17.5
196	368	305	158	657	15	400	12.6
197	480	170	735	1090	1	400	36.8
198	560	180	370	1315	2	400	46.3
199	600	215	606	984	12	400	51
200	319	192	692	1180	4	400	30.3

الملحق (1) جدول بيانـــات الخلطـــات البيتونيـــة المســـتخدمة في عملية تدريب نموذج الشبكات العصبونية الصنعية الأولى.

ID	(C) Kg/m^3	(W) Kg/m^3	(S) Kg/m^3	(G) Kg/m^3	(S_L) cm	$(K)\ Kg/m^2$	(f'_C) MPa
201	267	160	684	1167	3	400	25.2
202	261	157	668	1140	3	400	23.2
203	237	194	904	1209	5.9	400	19.8
204	310	195	826	1218	5.5	400	29.4
205	380	195	755	1225	5.5	400	40.6
206	448	196	682	1236	5.1	400	48.7
207	311	122	747	1120	1	400	38
208	433	134	693	1040	1	400	50.6
209	715	185	572	858	2	400	70.5
210	1841	370	0	0	15	400	73
211	550	126.5	462	1188	1	400	73.6
212	550	148.5	462	1188	1	400	77.3
213	500	175	500	1225	1	400	61
214	500	200	600	1400	7	400	52.2
215	360	126	540	828	1	400	35
216	325	130	569	1495	1	400	35.9
217	285	128	570	1482	1	400	33.6
218	243	131	571	1354	1	400	30
219	450	164	450	1350	1	400	37
220	450	162	405	1350	1	500	52
221	317	174	674	1200	4	400	27
222	347	191	674	1200	5	400	35
223	245	175	738	1196	4	400	17
224	550	149	462	1188	1	500	74
225	550	165	462	1188	1	500	71.5

الملحق (1) جدول بيانـــات الخلطـــات البيتونيـــة المســـتخدمة في عملية تدريب نموذج الشبكات العصبونية الصنعية الأولى.

ID	(C) Kg/m^3	(W) Kg/m^3	(S) Kg/m^3	(G) Kg/m^3	(S_L)	$(K)\ Kg/m^2$	(f'_C) MPa
226	576	219	354	1197	4.5	500	50.5
227	320	227	847	994	14	400	17.2
228	389	215	806	956	11	400	20.3
229	447	236	809	888	16	400	22.1
230	373	235	1042	677	16	400	13
231	427	258	1014	649	19	400	17
232	291	199	686	2774	7	400	13.1
233	364	201	652	2615	7	400	18.2
234	380	190	760	1370	2	400	41
235	380	160	760	1370	2	400	51
236	380	182	760	1300	1	400	27.7
237	310	146	774	1390	1	400	34.9
238	360	173	660	1250	1	400	32.5
239	300	141	660	1250	1	400	33
240	440	180	580	1200	2.5	400	26.7
241	380	156	650	1200	2.5	400	36.8
242	350	182	630	1225	2	400	37.1
243	474	229	554	1125	7	400	31.9
244	365	186	700	1118	2	400	54.4
245	577	241	398	1175	3	400	56
246	520	156	666	1087	1	400	60.4
247	350	165	619	1057	1	400	33.1
248	350	161	665	1085	4	400	29.3
249	367	187	735	1100	6	400	28
250	300	171	750	1155	8.5	400	24.8
251	220	180	670	1380	1.5	400	15.3

الملحق (2) جدول بيانـــات الخلطـــات البيتونيـــة المســـتخدمة في عملية اختبار نموذج الشبكات العصبونية الصنعية الأولى.

ID	(C) Kg/m^3	(W) Kg/m^3	(S) Kg/m^3	(G) Kg/m^3	(S_L) cm	$(K)\ Kg/m^2$	(f_C') MPa
1	245	177	660	448	2	400	13.3
2	232	178	744	1192	6	400	21.9
3	325	215	455	1365	12	400	24.5
4	369	245	853	941	18	400	27.3
5	280	163	611	1435	2	400	25.4
6	550	297	965	419	15	400	14.5
7	350	196	833	1040	6	400	26.2
8	350	196	514.5	1376	6	400	23.8
9	403	221	585	1126	7	400	35.2
10	256	141	780	1280	1	400	36.25
11	420	185	540	1232	2	400	46.1
12	580	205	240	1496	9	400	40.6
13	271	163	694	1184	1	400	29.7
14	580	180	440	1286	2	400	60.3
15	590	236	1480	0	16	400	28.5
16	368	184	685	2776	2	400	20.1
17	350	255	720	1025	22	400	33.1
18	490	170	465	1380	1	400	43.5
19	580	200	580	956	7	400	40.6
20	390	186	400	1340	2	400	36.8
21	304	152	674	1300	2	400	33.5
22	384	207	940	740	10	400	41.3
23	580	203	609	1056	7	400	43.3
24	420	160	520	1371	1	400	35.2
25	587	207	295	1310	15	400	50.1
26	410	144	295	1517	1	400	22.4
27	550	165	462	1188	1	400	60.5
28	550	137.5	462	1188	1	400	74

الملحق (3) جدول بيانـــات الخلطـــات البيتونيـــة المســـتخدمة في عملية تدريب نموذج الشبكات العصبونية الصنعية الثانية بعد المعالجة .

ID	(C) Kg/m^3	(K_C)	$(G1)$ Kg/m^3	$(G2)$ Kg/m^3	$(S1)$ Kg/m^3	$(S2)$ Kg/m^3	$\frac{W}{C}$	(S_L) cm	(K_S)	(f_C') MPa
1	350	2	1080	0	585	280	0.63	6.5	1	24.5
2	400	2	1060	0	570	270	0.57	9	1	24
3	350	1	485	485	580	375	0.68	14	3	21.8
4	350	1	970	0	580	375	0.61	9	3	22.6
5	350	1	550	550	590	285	0.72	13	2	17
6	350	1	535	535	580	280	0.67	13	2	17.5
7	350	3	585	585	405	355	0.6	13	2	27
8	325	3	595	595	408	357	0.62	13	2	23
9	300	3	600	600	310	360	0.65	13	2	19.7
10	350	1	600	600	325	300	0.65	9.5	1	21.1
11	400	1	580	550	750	0	0.6	9.5	0	21.1
12	400	1	566	374	712	222	0.58	11	2	32.1
13	350	1	576	380	726	227	0.63	10.5	2	28.4
14	350	1	603	586	0	645	0.65	8	2	19.8
15	350	1	1185	0	413	302	0.69	15	2	20
16	350	1	418	626	502	210	0.45	1	2	33.7.
17	350	1	0	1128	417	210	0.45	1	2	31.1
18	350	1	1243	640	0	0	0.55	7	0	28.8
19	350	1	626	1253	0	0	0.68	7	0	13.3
20	350	1	828	0	862	94	0.7	8	3	22.1
21	350	1	551	0	1129	293	0.625	10	1	21.9
22	350	1	851	0	843	179	0.67	8	2	23.5

الملحق (3) جدول بيانـــات الخلطـــات البيتونيـــة المســـتخدمة في عملية تدريب نموذج الشبكات العصبونية الصنعية الثانية بعد المعالجة .

ID	(C) Kg/m^3	(K_C)	$(G1)$ Kg/m^3	$(G2)$ Kg/m^3	$(S1)$ Kg/m^3	$(S2)$ Kg/m^3	$\frac{W}{C}$	(S_L) cm	(K_S)	(f'_C) MPa
23	350	1	956	0	781	184	0.74	8	2	25
24	350	1	622	529	627	0	0.7	14	0	21.5
25	350	1	884	265	573	147	0.67	13	2	21.3
26	350	1	996	411	0	408	0.59	9	4	27.5
27	350	1	814	704	0	332	0.57	8	3	24
28	350	1	1113	0	568	153	0.65	13	2	17.1
29	350	1	465	311	52	288	0.66	14	2	21.5
30	350	1	555	554	519	221	0.51	15	2	22.3
31	350	1	820	0	990	0	0.67	15	0	25.1
32	500	1	488	488	651	0	0.53	12	0	31.4
33	400	1	393	393	961	0	0.67	13	0	29.6
34	350	1	408	408	998	0	0.73	12	0	27.2
35	250	1	435	435	1055	0	1	13	0	16.6
36	350	1	685	500	665	0	0.53	9.8	0	26.7
37	350	1	685	500	665	0	0.49	5	0	21.75
38	325	1	937	281	469	188	0.62	9.2	2	28.7
39	175	1	742	494	370	453	0.66	7	2	11.1
40	200	1	727	485	364	444	0.65	7	2	14.3
41	350	1	950	0	650	320	0.64	9	2	20.4
42	200	1	485	675	380	370	1.11	15	2	12
43	350	1	470	660	410	325	0.63	15	2	22
44	400	1	460	660	400	320	0.55	15	2	25

الملحق (4) جدول بيانـــات الخلطـــات البيتونيـــة المســـتخدمة في عملية اختبار نموذج الشبكات العصبونية الصنعية الثانية بعد المعالجة .

ID	(C) Kg/m^3	(K_C)	$(G1)$ Kg/m^3	$(G2)$ Kg/m^3	$(S1)$ Kg/m^3	$(S2)$ Kg/m^3	$\frac{W}{C}$	(S_L) cm	(K_S)	(f'_C) MPa
1	250	3	500	455	415	375	0.72	13	2	18.5
2	400	1	704	1230	679	203	0.67	8	2	21.3
3	200	1	315	445	1200	0	1.05	15	0	10.8
4	350	1	900	500	300	0	0.6	3	0	28
5	350	1	685	365	665	0	0.48	2.45	0	24.75
6	350	1	680	465	620	0	0.53	5	0	22.2
7	400	1	570	570	480	225	0.58	15	2	22
8	400	3	575	575	395	345	0.52	13	2	30.6
9	350	1	380	380	316	590	0.63	13.5	2	22.9
10	350	1	800	1000	0	0	0.67	7	0	19
11	350	1	958	0	671	222	0.63	10	3	21.5
12	350	1	525	503	678	132	0.675	10	2	25.7
13	450	1	380	380	930	0	0.54	12	0	34
14	300	1	503	416	900	0	0.75	9	0	20.8
15	300	1	475	665	375	360	0.72	15	2	16.5

References

1- أرشيف مخبر مواد البناء ، كلية الهندسة المدنية ، جامعة البعث .

2- أرشيف مخبر البيتون ، كلية الهندسة المدنية ، جامعة دمشق .

3- المحرز نذير حسن " الشبكات العصبونية بالتطبيقات العملية " .

4- د.م ابراهيم عطية ، د.م ساطع بدوي 1998" البيتون المسلح (تكنولوجيا البيتون) وتنفيذ أعمال البيتون المسلح " منشورات جامعة دمشق .

5- د.م بسام مخائيل حنا 2000 "الدليل العلمي لمواد البناء" منشورات جامعة البعث .

6- د.م حسان الحاج إبراهيم ، نادرة الحسامي ، د.م أحمد صفوت نافعي " التنبؤ بمعدل انتقال الحرارة وعامل الاتساخ باستخدام الشبكات العصبونية الصنعية " مجلة باسل الأسد للعلوم الهندسية ، العدد 23 ، الصفحات من 10–27 ، تموز 2007 .

7- عيسى علام زكي 2000 " الشـــبكات العصبية ، البنية الهندسية ، الخوارزميات ، التطبيقات " دار شعاع .

8- م. عبير ابراهيم 2010 " بناء نموذج شبكي عصبوني للتنبؤ بالكلفة والإنتاجية لمشاريع تنفيذ شبكات مياه الشرب " رسالة ماجستير ، جامعة البعث.

9- مجلة البيتون والبيتون المسلح " الروسية " ، الأعداد من عام 1954– 1991 .

10- Dawson M. R.W, Vanessa Yaremchuk,v . " User Manual for the James and Jameslite Distributed Associative Memory Programs " Edmonton , Alberta , Canada 2002.

11- Dawson M. R.W, Vanessa Yaremchuk,v ." User Manual for the Rosenblat and Rosenblatlite Perceptron Programs " Edmonton , Alberta , Canada . 2003.

12- Dawson M. R.W, Vanessa Yaremchuk,v . " User Manual for the Rumelhart and Rumelhartlite Multilayer Perceptron Programs " Edmonton , Alberta , Canada . 2003.

13- Dawson M. R.W " Connectionism " BlackWell Publishing , UK .2005.

14- Flood . I , Kartam . N , " NEURAL NETWORKS IN CIVIL ENGINEERING ; PRINCIPLES AND UNDERSTANDING", Computing of Civil Engineering ,vol.8, No.2 , April , 1994 .

15- Flood . I , Kartam . N , "NEURAL NETWORKS IN CIVIL ENGINEERING ; SYSTEMS AND APPLICATION " , Computing of Civil Engineering ,vol.8, No.2 , April , 1994 .

16- Freeman,J.A , Skapura,D.M , "Neural Networks , Algorithms , Applications , and Programming Techniques " ,Addition-Wesley Puplishing Company ,1991.

17- Gunaydin,h.m , Dogan,s.z " A Nural Networks Approach for Early Cost Estimation of Structural Systems of Buildings " International Journal of Project Management vol 22 ,pp :595-602 , 2004 .
18- http://www .nd.com . Neuro Dimension , Inc .
19- http://www – ra . informatik . uni – tuebingen . de / SNNS /.
20- Kaltakci,M. Y., Dere,Y. " Ultimate Strength Investigation of Light – Weight Reinforced Concrete plates By Neural Networks " .
21- Mansour. M.Y., Dicleli . M , Lee . J.Y. , Zhang . J. , "Predicting the shear strength of reinforced concrete beams using artificial neural networks",Engineering Structures , 26, 781-799, 2004 .
22- Simulated Biological Intelligence "BrainMaker Professional" , California Scientific .
23- Yongchang Pu , Mesbahi, E. " Application of Artificial Neural Networks to Evaluation of Ultimate Strength of Steel Panels" , Engineering Structures , 28 , pp:1190 - 1196 , 2006 .